

Studiengang Geomatik

Sommersemester 2016

## MASTERARBEIT

# **Partikelfilter-basierte Landmarken-Navigation mit Hilfe geodätischer Radar-Fernerkundung**

---

Particle filter-based Landmark-Navigation with the aid of geodetic Radar Remote  
Sensing

Verfasser: David Richter

Betreuer: Prof. Dr. Thomas Abmayr (Hochschule München)  
Hartmut Runge (DLR)

Abgabetermin: 11. Juli 2016

Die Arbeit wurde angefertigt beim Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) in  
Oberpfaffenhofen



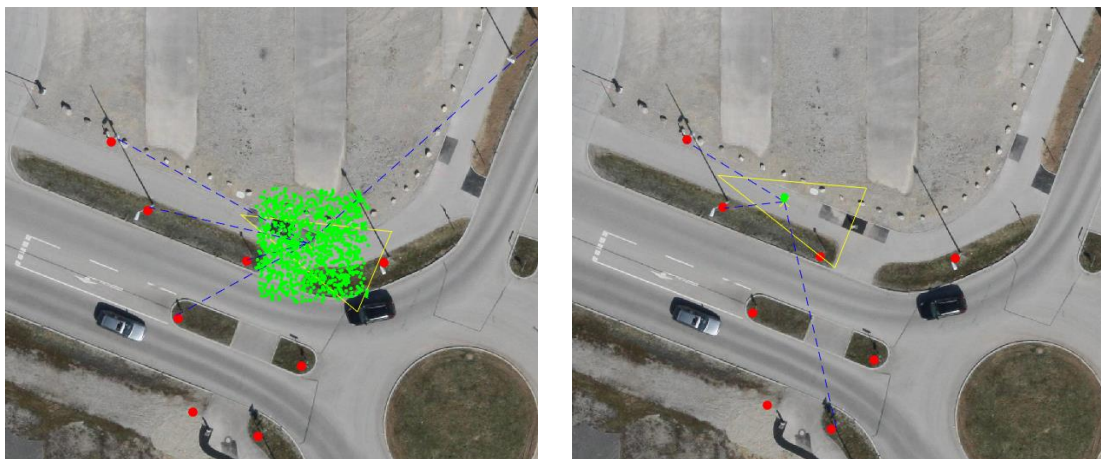


# Partikelfilter-basierte Landmarken-Navigation mit Hilfe geodätischer Radar-Fernerkundung

## Kurzfassung

Die gegenständliche Arbeit beschäftigt sich mit einer wahrscheinlichkeitstheoretischen, globalen Positionierungsmethode unter Zuhilfenahme von Landmarken in einer bekannten Umgebung. Im Kontext des autonomen Fahrens und Fahrerassistenzsystemen werden Positionsgenauigkeiten im Zentimeterbereich benötigt. Speziell in urbanen Gebieten liefern bereits existierende globale Positionierungsverfahren, wie GPS (Global Positioning System) keine zuverlässige und präzise Eigenortung. Statisch urbane Objekte mit bekannter Position, die von der onboard Sensorik erfasst werden können, stellen daher eine zusätzliche Möglichkeit zur Positionsbestimmung dar. Metallische, stangenförmige Objekte, wie Laternen oder Lichtsignalanlagen werden mit Hilfe geodätischer Radarfernerkundung flächendeckend und präzise erfasst und dienen der entwickelten Methodik in Form einer digitalen Navigationskarte zur Orientierung in der Umgebung.

Die Arbeit zeigt, dass es mit Hilfe eines einfachen LiDAR Sensors möglich ist, sich innerhalb einer Landmarkenkarte erfolgreich zu verorten. Die Monte-Carlo Lokalisierung wurde positiv auf einem Testgelände angewendet und erhöht die Positionsgenauigkeit eines Fahrzeuges gegenüber GPS.

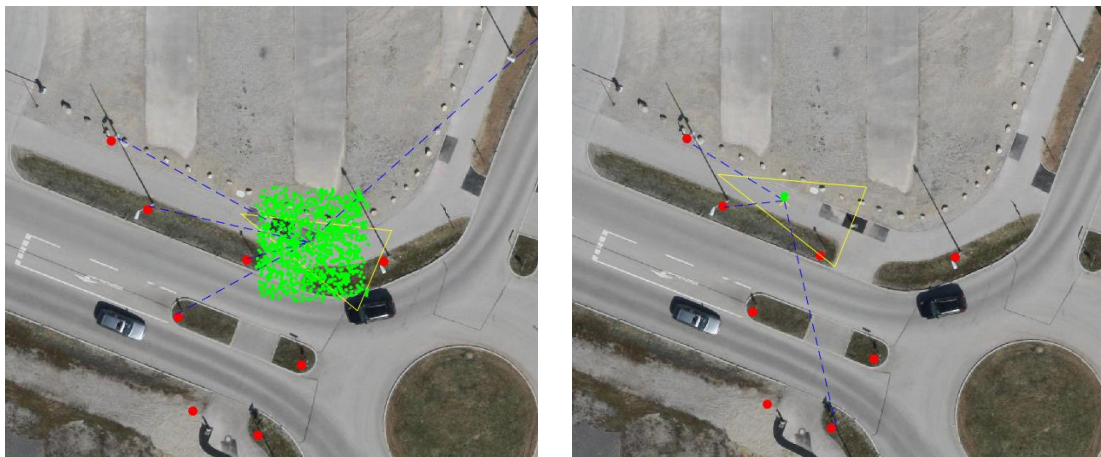


# Particle filter-based Landmark-Navigation with the aid of geodetic Radar Remote Sensing

## *Abstract*

This master thesis deals with a probabilistic state estimation method with the aid of landmarks in the context of autonomous driving and driver assistance systems. It is mandatory to get a precise ego-position in order to operate vehicles throughout complex environments. Particularly in urban environments global positioning methods like GPS provide low position accuracies and low reliability due to shading effects. On-board sensors like LiDAR, Cameras or Radar are able to detect a wide range of objects in the surrounding of a vehicle. Static urban objects like streetlamps or traffic light posts with absolute coordinates could be a solution to improve stability on the localization of a vehicle. Modern remote sensing approaches like geodetic radar are able to extract certain features like pole-shaped objects in an extensive and fast way.

This work demonstrates the possibility of locating oneself within a landmark map based on a low-cost LiDAR sensor. Monte-Carlo localization enhances GPS positioning accuracy and was successfully applied on a test site.



# Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	8
1.1	Landmarkengestützte Navigation.....	8
1.2	Motivation und Kontext.....	9
1.3	Stand der Forschung.....	10
1.4	Beitrag der Arbeit .....	12
1.5	Gliederung der Arbeit .....	12
2	Grundlagen.....	13
2.1	Messtechniken und deren Anwendungen .....	13
2.1.1	Triangulation und Trilateration.....	13
2.1.2	Entfernungsmessung durch Laufzeitmessung .....	13
2.1.3	GPS .....	14
2.1.4	Kamera .....	16
2.1.5	LiDAR/ Laserscanner .....	18
2.2	Radarfernerkundung .....	19
2.3	Georeferenzierung von Rasterdaten .....	25
2.4	Probabilistische Robotik .....	27
3	Partikelfilter-basierte Positionsbestimmung.....	29
3.1	Rekursive Zustandsschätzung .....	30
3.2	Lokalisierung .....	32
3.3	Monte Carlo Lokalisierung.....	33
3.3.1	Bewegungsmodell.....	36
3.3.2	Messmodell .....	37
3.3.3	Gewichtung der Partikel .....	38
4	Ergebnisse .....	43
4.1	Hardware.....	43
4.1.1	LiDAR.....	43

4.1.2	DGPS .....	45
4.2	In-situ Messungen .....	46
4.3	Generierung der digitalen Landmarkenkarte .....	50
4.4	Aspekte der Implementierung .....	53
4.4.1	Initialisierung .....	53
4.4.2	Bewegung .....	54
4.4.3	Messungen.....	56
4.4.4	Gewichtung/ Bewertung der Partikel .....	58
4.4.5	Resampling .....	61
4.5	Genauigkeitsanalyse .....	65
4.5.1	Abweichungen der Trajektorie.....	65
4.5.2	Fehlerellipsen.....	66
4.5.3	Detailbetrachtung der Ergebnisse .....	68
5	Diskussion und Ausblick.....	69
	Abkürzungsverzeichnis.....	71
	Formelverzeichnis .....	72
	Literaturverzeichnis .....	73
	Abbildungsverzeichnis .....	78
	Danksagung .....	80
	Erklärung .....	81
	Anlagen .....	82

# 1 Einleitung

## 1.1 Landmarkengestützte Navigation

Das Wort *Navigation* leitet sich aus dem lateinischen Verb *navigare* ab und bedeutet ein Schiff zu steuern. Gerade in der Anfangszeit, als es noch keine technischen Hilfsmittel oder Karten gab, war es schwierig die eigene Position oder den richtigen Weg zu bestimmen sowie den Kurs zu halten.

Schon vor tausenden von Jahren machten sich die ersten Menschen aus den frühen Hochkulturen der Ägypter, Phönizier und Sumerer über den Seeweg zu neuen Ufern auf, um fremde Gebiete zu erkunden, ihr Territorium auszubauen oder Handel mit fernen Kulturen zu betreiben. Schon früh wussten diese Völker, sich auf hoher See zu orientieren. Aus diesem Grund entstammt die überwiegende Zahl von Navigationsverfahren aus dem Bereich der Nautik, also der Ortsbestimmung und Steuerung von Schiffen.

Erst in der Antike entwickelte sich die Navigation auf Grundlage der griechischen Astronomie, Geographie und Kartographie zu einer wahren Wissenschaft. Später machten sich die Seefahrer die Gestirne als Fixpunkte in der astronomischen Navigation zu Nutze. Wichtige Erfindungen, wie der Sextant, mit dem der Winkel zu Fixsternen ermittelt werden konnte, oder der Kompass, brachten enorme Fortschritte in die Positionsbestimmung auf offener See.

Ein wichtiges Verfahren zur Navigation ist die sogenannte *Koppelnavigation*, bei der man laufend den Ort aus Geschwindigkeit, Kurs (Winkel) und Fahrzeit relativ zum vorherigen Standort schätzt. Kleinste Fehler in einer dieser Komponenten können sich jedoch über die gesamte Wegstrecke aufsummieren, sodass diese Art der Ortsbestimmung auf längeren Strecken als nicht sehr zuverlässig gilt.

Da auf hoher See die Gefahr zu groß war, die Orientierung zu verlieren oder durch Wind und Meeresströmungen zu weit aufs Meer getrieben zu werden, blieben die Seefahrer oftmals in Sichtweite der Küste und nutzten auffällige Punkte an Land, um zu bestimmen, wo sie sich gerade befanden. Diese Punkte werden auch als *Landmarken* bezeichnet und sind eindeutig identifizierbare, stationäre Merkmale der Umgebung, welche zuverlässig erfasst werden können (vgl. [1], S. 21). Dies können beispielsweise Leuchttürme, markante Bauten oder sogar einzelne Bäume mit hohem Wiedererken-



nungswert sein. Die Ortsbestimmung in Küstennähe mit Hilfe zwei oder mehrerer bekannter, stationärer Punkte bezeichnet man auch als *Kreuzpeilung* (vgl. [2, 3]). Dabei werden mit Hilfe eines Kompasses die Winkel zu den Landmarken ermittelt und in eine Karte als Linie eingezeichnet. Die Lage der Landmarken muss dabei zweifelsfrei bekannt sein. Der Schnittpunkt der Linien gibt den momentanen Standpunkt wieder. Der geringste Fehler für den Standort ergibt sich, wenn die beiden Standlinien senkrecht aufeinander stehen, sich kreuzen.

(vgl. [4–6])

## 1.2 Motivation und Kontext

Als Frau Bertha Benz im August 1888 mit ihren beiden Söhnen eine Reise mit dem Modell Nr. 3 des Patent-Motorwagen Nr.1 von Mannheim nach Pforzheim antrat, wusste Sie vermutlich noch nicht, welche Pionierarbeit sie damit absolvierte. Diese Aktion gilt als die erste erfolgreiche Fernfahrt mit einem motorbetriebenen Wagen und bewies damit die Eignung des neuen Verkehrsmittels. Ihrem Mann Carl Benz, der seit 1886 ein Patent auf den Wagen hatte, fehlte es schlichtweg an Mut sein neues Gefährt zu vermarkten. So beschloss Bertha Benz – ohne Kenntnis ihres Mannes – die 106 Kilometer lange Strecke anzutreten. Sie hatte die Vision, dass das Automobil die Zukunft sei und das Pferd ablösen sollte. Damit veränderte sie das zukünftige Reiseverhalten der Menschen erheblich. (vgl. [7, 8])

Derzeit verfolgt die Automobilbranche eine neue Vision: Die Vorstellung vom fahrerlosen, autonomen Fahren. In Zukunft soll es möglich sein, dass Menschen nur noch in ihr Fahrzeug einsteigen, ihr Ziel dem Bordcomputer nennen und sich bis zur Ankunft zurücklehnen, ein Buch lesen oder einen Film ansehen können. Schritt für Schritt geht diese Entwicklung voran. Bereits jetzt können gewisse Funktionen in Form von Fahrerassistenzsystemen, wie Spurhalteassistenten oder Einparkautomatik, genutzt werden. Solche teil- oder vollautomatisierten Systeme verlangen stets hochpräzise und aktuelle Informationen zur eigenen Position und ihrer Umgebung, um entsprechend agieren zu können.

Globale Positionierungsmethoden, wie GPS (*Global Positioning System*) haben heutzutage den Einzug in mittlerweile fast jedes Fortbewegungsmittel und mobiles Endgerät, wie zum Beispiel das Smartphone, geschafft und ermöglichen dem Nutzer eine

globale Positionsbestimmung. Im Allgemeinen können mit globalen Satellitennavigationssystemen (kurz: GNSS, *Global Navigation Satellite System*) nur Positionsgenauigkeiten von wenigen Metern (5 bis 12 Meter) erreicht werden, sofern sie nicht aufwendigster Korrekturmethode unterzogen werden (vgl. [9], S.16). Zudem sind solche Systeme gerade im urbanen Raum durch hohe Gebäude oder Tunnel störanfällig oder stark fehlerbehaftet. Ein System, welches sich allein auf GNSS-Methoden stützt, wäre im Umfeld des autonomen Fahrens somit zu ungenau und nicht zuverlässig.

Eine besondere Bedeutung im Umfeld des autonomen Fahrens kommt der digitalen Karte und deren Aktualität zu. Die Generierung dieser präzisen Kartendaten ist jedoch teuer und aufwendig und kann bisher wirtschaftlich nur im kleinen Maßstab angewendet werden (vgl. [10, 11]). Abhilfe könnte hierbei die Fernerkundung schaffen. Radarsatelliten, wie der deutsche TerraSAR-X oder TanDEM-X erfassen mit ihrer Sensorik innerhalb kürzester Zeit großflächige Räume und das in regelmäßigen Intervallen zu jeder Tages- und Nachtzeit und bei den verschiedensten Wetterbedingungen. Ziel ist es, eindeutig identifizierbare Objekte in der Natur mit Hilfe von Fernerkundung zu erfassen, die sodann dem System im Fahrzeug flächendeckend als Landmarkeninformation in Form einer aktuellen, digitalen Karte zur Verfügung gestellt werden. Mit Hilfe weiterer Sensorik, wie *LiDAR* (*Light Detection and Ranging*), umgangssprachlich auch *Laserscanner* genannt, soll es dem System möglich sein, sich in-situ zu positionieren.

Weitere mögliche Anwendungsfelder sind:

- Autonom agierende UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*)
- Lieferroboter oder
- Systeme für die Blindennavigation

### 1.3 Stand der Forschung

Für die Lokalisierung und Navigation in Gebäuden stehen bereits eine Vielzahl an Methoden und Techniken zur Verfügung und werden erfolgreich eingesetzt. Dabei wird oft auf vorhandene Funktechniken wie WLAN oder Bluetooth in Verbindung mit mobilen Endgeräten, wie Smartphones zurückgegriffen (vgl. [12]). Der Nutzer kann dabei seine Position direkt aus den Signalstärken von WLAN-Hotspots ermitteln. Moduliertes LED-Licht als Deckenbeleuchtung kann ebenfalls für die Positionsfindung innerhalb

geschlossener Räume benutzt werden (s. [13]). Das individuelle Signal kann von der Kamera eines Smartphones detektiert und mit einem Lageplan abgeglichen werden. [12–14]

Untersuchungen zur automatisierten Erstellung von digitalen Karten im städtischen Umfeld mit Hilfe von dreidimensionalen Mobile Mapping Daten sind bei [10], [11] und [15] zu finden. Hierbei wurden stangenförmige Objekte aus dichten dreidimensionalen LiDAR Daten extrahiert, welche dem System im Fahrzeug zur Eigenpositionierung dienen.

Darauf aufbauende Untersuchungen von A. Schlichting und C. Brenner zeigen, dass eine Lokalisierung anhand Automotive-Laserscannern mit stangenförmiger Objekten im urbanen Bereich im Subdezimeterbereich möglich ist und GPS dadurch in Lagegenauigkeit übertreffen. [16, 17]

Die Verwendung von Lampenmasten, Lichtzeichenanlagen und Häuserfassaden als Landmarken zur Ego-Positionierung in urbanen Gebieten mit Hilfe fahrzeuggebundener Laserscanner und die Ermittlung von Landmarken aus Sensordaten wird in [18] behandelt.

Die Verwendung von spezifischen Merkmalen im Straßenbereich zur Positionsbestimmung wird auch in [19] erfolgreich dargestellt. Hierbei wird mit einer Kamera und einer starken Beleuchtung der Straßenbelag unter dem Fahrzeug erfasst. Das System ist in der Lage, sich anhand der eindeutigen, spezifischen Straßensignatur innerhalb der Bodenfotos zu positionieren und das Kraftfahrzeug zu steuern.

Einen allgemeinen Überblick über probabilistische Techniken zur Zustandsschätzung für Fahrassistenzsysteme und autonome Fahrzeuge zeigt [20].

Erste Prototypen von Lieferroboter, die Waren bequem an die eigene Tür bringen oder autonome Pizzaboten, die in Neuseeland das Essen ausliefern, sind bereits im Einsatz oder sollen in naher Zukunft eingesetzt werden (vgl. [21, 22]).

## **1.4 Beitrag der Arbeit**

Diese Arbeit beschäftigt sich mit einer Methodik zur eigenen, globalen Positionsbestimmung mit Hilfe von Landmarken in einer bekannten Umgebung im Rahmen des autonomen Fahrens und Fahrassistenzsystemen. Mit Hilfe einer probabilistischen (wahrscheinlichkeitstheoretischen) Technik zur Zustandsschätzung eines dynamischen Systems soll gezeigt werden, ob und mit welcher Genauigkeit eine globale Eigenlokalisierung im urbanen Raum anhand von Landmarken stattfinden kann. Als Landmarken werden dafür stangenförmige Objekte verwendet, welche im urbanen Kontext häufig in Form von Verkehrszeichen, Straßenbeleuchtung oder Lichtsignalanlagen auftreten. Diese Landmarken sind für die Eigenlokalisierung von automatisierten Fahrzeugen von großer Bedeutung, da sie geometrisch stabil und im Gegensatz zu Fahrbahnmarkierungen auch bei schlechten Witterungsbedingungen (zum Beispiel Schnee) zuverlässig erkennbar sind. Ein weiterer wichtiger Vorteil ist, dass sich die Lage dieser Objekte mathematisch sehr einfach durch einen einzigen Zentrumspunkt beschreiben lässt. Der vorgestellte Ansatz stellt jedoch keinen Ersatz globaler Positionierungsmethoden, wie GPS dar, sondern soll lediglich als Erweiterung für bestehende Systeme dienen. Mit Hilfe geodätischer Radarfernerkundung, die hochgenaue Passpunkte liefert, soll ein System entstehen, welches in der Lage ist, unter Verwendung einfachster on-board Sensorik eine präzise und zuverlässige Eigenlokalisierung zu erreichen.

## **1.5 Gliederung der Arbeit**

Die Arbeit gliedert sich in folgende Bereiche: Kapitel 2 beschäftigt sich mit Grundlagen zu diversen Messtechniken und deren Anwendungen, Radarfernerkundung und wahrscheinlichkeitstheoretischer Robotik. In Kapitel 3 wird auf einen wahrscheinlichkeitstheoretischen Algorithmus zur Schätzung der eigenen, globalen Position eingegangen. Kapitel 4 zeigt den Versuchsaufbau, das Testgebiet und die Ergebnisse. Abschließend werden die Resultate mit Anregungen für zukünftige Ideen in Kapitel 5 behandelt.

## 2 Grundlagen

### 2.1 Messtechniken und deren Anwendungen

#### 2.1.1 Triangulation und Trilateration

In der Landesvermessung bezeichnet man das klassische Verfahren zur Punktbestimmung mit Hilfe von Dreiecksmessungen als *Triangulation*. Es handelt sich dabei um eine geometrische Methode der optischen Abstandsmessung durch exakte Winkelmessung innerhalb von Dreiecksnetzen bzw. sog. trigonometrischer Netze. Mathematisch erfolgt die Berechnung des Neupunktes oder der eigenen Position mittels trigonometrischer Funktionen (vgl. [23–25]).

Durch die Entwicklung von präzisen, elektronischen Distanzmessern kam in den 1960er Jahren ein Verfahren hinzu, welches anstatt der Dreieckswinkel die Dreiecksseiten, also Entfernungen, misst. Eine Positionsbestimmung allein durch Streckenmessungen zu bekannten Punkten nennt man *Trilateration* (vgl. [23, 26]).

Wie in Kapitel 1.3 bereits erwähnt werden die Techniken der Triangulation und Trilateration häufig zur Lokalisierung und Navigation in Gebäuden verwendet (s. [12]).

#### 2.1.2 Entfernungsmessung durch Laufzeitmessung

Das grundlegende, physikalische Messprinzip von Distanzmessungen bei den meisten LiDAR/ Laserscannern, Radar oder einfachen GPS-Empfängern basiert auf dem Messen der Laufzeit von elektromagnetischen Wellen bis zum Eintreffen der entsprechenden Reflexion. Mit bekannter Ausbreitungsgeschwindigkeit des hochfrequenten Impulses (Lichtgeschwindigkeit) lässt sich die Entfernung zwischen Sender und Objekt nach Formel (1) folgendermaßen bestimmen:

$$R = \frac{c_0 \cdot t}{2} \quad (1)$$

mit:  $c_0 \approx 3,0 \cdot 10^8 \frac{m}{s}$  (Lichtgeschwindigkeit)

$t$  (gemessene Laufzeit [s])

$R$  ("Range": Entfernung Sender – Empfänger)

Das Produkt aus Geschwindigkeit und Zeit muss durch den Faktor 2 geteilt werden, da das Signal den doppelten Weg (Hin- und Rückweg) durchläuft. (vgl. [9, 27])

### 2.1.3 GPS

Die zweidimensionale Positionsbestimmung aus dem All mit Hilfe von GPS Satelliten basiert im Wesentlichen auf dem Prinzip der *Trilateration* mit Hilfe von mindestens drei Satelliten. Durch die Messung der Signallaufzeit von den Satelliten zum Empfänger wird die Entfernung berechnet.

Abbildung 1 zeigt die Positionsbestimmung mit Hilfe von zwei Satelliten. Sie senden ihre eigene bekannte Zeit und Position. Durch die Laufzeitmessung der Signale können zwei Entfernungskreise mit den Radien  $R1$  und  $R2$  um die beiden Satelliten gezeichnet werden. Die Position des Empfängers befindet sich dort, wo sich die beiden Distanzkreise schneiden.

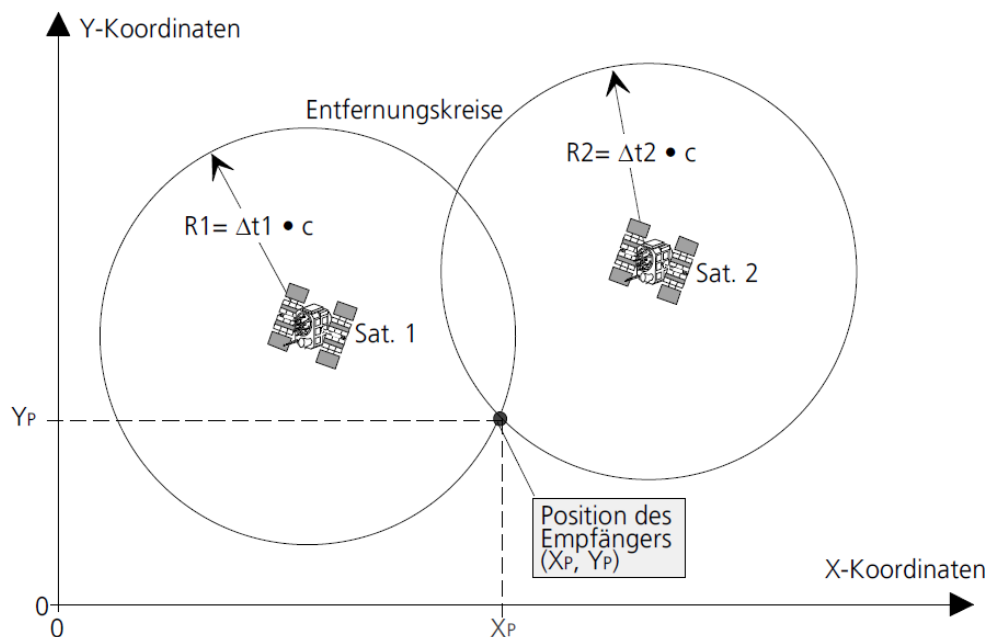


Abbildung 1: Positionsbestimmung in der Ebene mit zwei Satelliten

nach [9]

In der Realität muss die eigene Position jedoch nicht in der Ebene, sondern im dreidimensionalen Raum (X, Y und Z) bestimmt werden. Daher wird ein zusätzlicher dritter

Satellit benötigt. Der Ort, in welchem sich alle drei Kugeloberflächen schneiden, ist die gesuchte, eigene Position.

GPS Satelliten haben eine präzise Atomuhr an Bord und senden einen exakten Zeitstempel mit ihrem Signal gen Erde. Aufgrund von Kostengründen besitzen einfache GPS Empfänger jedoch keine Atomuhr. Es kommt daher zu ungenauen Laufzeitmessungen. Eine Verfälschung der gemessenen Laufzeit von einer Mikrosekunde hat einen unmittelbaren Positionsfehler von 300 Meter zur Folge (vgl. [9]). Es kann festgehalten werden, dass sich somit vier unbekannte Größen ( $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  und Differenz Satelliten- zu Empfängerzeit) im dreidimensionalen Raum befinden, die mit Hilfe vier unabhängiger Gleichungen mathematisch gelöst werden können. Daraus folgt, dass im dreidimensionalen Raum vier Satelliten benötigt werden, um die Position zu bestimmen. Die GPS Satelliten sind am Himmel daher so verteilt, dass stets mindestens vier Satelliten von jedem Punkt der Erde sichtbar sind.[9, 28]

Neben atmosphärischen Effekten, wie der unterschiedlichen Ausbreitungsgeschwindigkeit des Satellitensignals in der Tropos- und Ionosphäre oder einer ungünstigen Satellitenkonstellation, kann die Position des Empfängers auch durch den sogenannten *Mehrwegeeffekt* (engl. *Multipath*) fehlerbehaftet sein. Dabei werden die Signale an Gebäuden oder anderen Erhebungen reflektiert und gelangen über einen Umweg an den Empfänger. Dieser Effekt kann insbesondere verstärkt im innerstädtischen Bereich in engen Häuserschluchten auftreten. Das reflektierte Signal braucht länger als eines, welches auf direktem Wege zum Empfänger kommt (Abbildung 2). Daraus resultiert ein Positionsfehler. [9, 29]

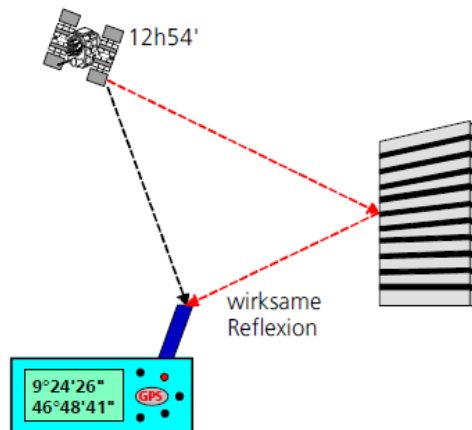


Abbildung 2: Mehrwegeeffekt (Multipath) bei Satellitensignalen

nach [9]

### 2.1.4 Kamera

Kameras sind der Natur der Augen nachempfunden und stellen in der Robotik wirkungsvolle Sensoren zur Wahrnehmung, Navigation oder für die Erkennung von Hindernissen. Durch ausgereifte Algorithmen, kostengünstigen Sensoren und ausreichender Rechenleistung sind Kameras heutzutage ein bedeutender Faktor für die computergestützte visuelle Wahrnehmung.

Bei der Bilderzeugung mit Hilfe von Kameras im Lochkamera-Modell wird die dreidimensionale, reale Welt auf eine zweidimensionale Oberfläche abgebildet. Die Tiefeninformation geht dabei verloren und es können keine Aussagen über die Größe von Objekten im Bild gemacht werden. Die Überführung von drei in zwei Dimensionen wird auch als „perspektivische Projektion“ [30], S. 11 bezeichnet. Die Parameter dieser Projektion können mit Hilfe der Kalibrierung von Kameras ermittelt werden.

In der Stereobildverarbeitung hingegen wird die Tiefeninformation von Objekten einer Szene aus Stereobildpaaren mit Hilfe der Stereotriangulation bestimmt. Auf diese Weise können dreidimensionale Punkte von Objekten rekonstruiert werden. Die statische Stereoanalyse von Kameras wird ausführlich in [30] beschrieben.



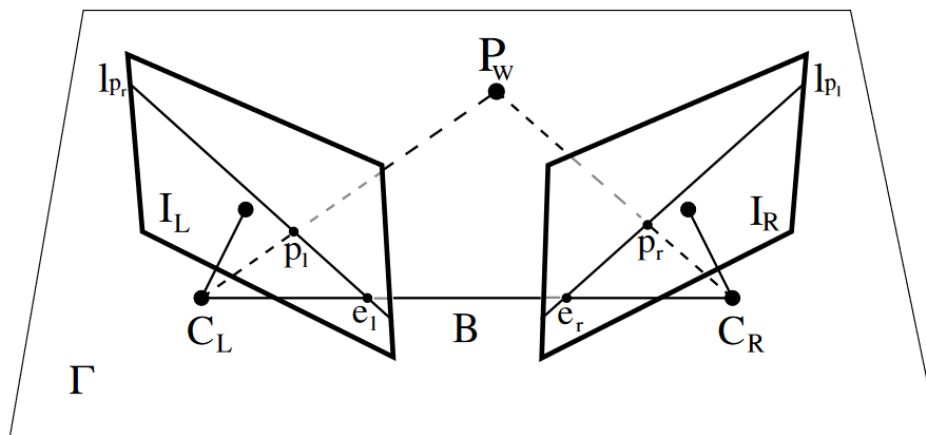


Abbildung 3: Dreidimensionale Abbildung in einem Stereokamerasystem

nach [30]

[6, 30]

Eine Sonderstellung nehmen sogenannte *Time-of-Flight* (kurz: TOF) Kameras ein. Dabei wird ein Lichtimpuls (meist Infrarot) von einer Beleuchtungseinheit an der Kamera ausgesendet, vom Objekt reflektiert und vom Sensor erfasst. Bei weiter entfernten Objekten kommt der Lichtpuls später zum Sensor, als bei näher gelegenen, sodass sich ein Distanzbild ergibt. Jeder einzelne Bildpunkt (Pixel) auf dem Sensor liefert somit neben den Intensitätswerten auch Informationen zur Entfernung. [31]



Abbildung 4: Funktionsprinzip einer Time-of-Flight Kamera

nach [32]

### 2.1.5 LiDAR/ Laserscanner

LiDAR (Light Detection and Ranging) oder Laserscanner bezeichnet ein optisches Messverfahren, welches einen Lichtstrahl aussendet über den die Laufzeit des Signals die Entfernung zu einem Objekt gemessen werden kann. Sie zeichnen sich dabei aufgrund ihrer guten Auflösung in Winkel und Entfernung aus und werden daher oft zur Erfassung des Fahrzeugumfelds eingesetzt. [33]

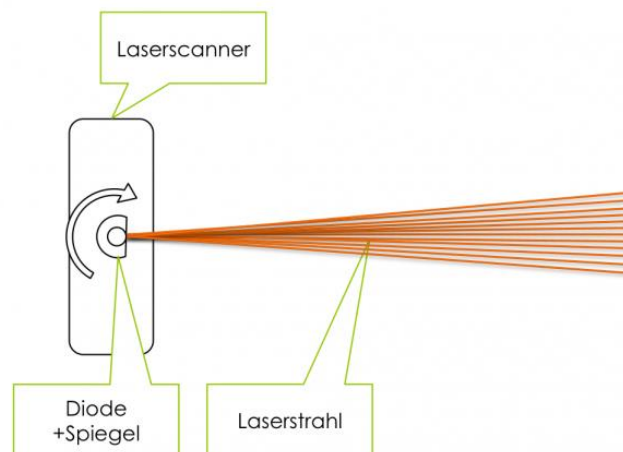


Abbildung 5: einfaches Prinzip eines Laserscanners

nach [33]

Eine Untergliederung der Laserscanner kann durch die dimensionale Betrachtungsweise für 2D- oder 3D-Anwendungen geschehen. Zweidimensionale Scanner erfassen die Kontur von Gegenständen in einer einzigen, horizontalen Scanebene und werden daher auch oft als *profilgebende Scanner* bezeichnet. Diese werden häufig bei der Erstellung von Karten oder der Erkennung von Hindernissen in der Robotik eingesetzt. 3D-Laserscanning wiederum liefert dreidimensionale Punktwolken und somit ein vollständiges Abbild der Messszene. Verwendung finden sie insbesondere in der Bestands- und Architekturaufnahme von Bauwerken, der Archäologie oder der Forensik. Einige Scanner, die nach dem Impuls- oder Phasenmessverfahren arbeiten, können zusätzlich den Reflexionsgrad des Lasers abspeichern. [34]

Sensoren, wie bspw. ein Laserscanner, die Entfernungen und Winkel zu Landmarken in ihrer Umgebung messen, werden auch als *Range-Bearing Sensoren* bezeichnet.

[1, 6]

## 2.2 Radarfernerkundung

Bei der Fernerkundung handelt es sich nach DIN 18716 [35] um die „Gesamtheit der Verfahren zur Gewinnung von Informationen von entfernten Objekten ohne direkten Kontakt mit diesen durch Messung und Interpretation von reflektierter und emittierter elektromagnetischer Strahlung.“ Sie ist ein indirektes Beobachtungsverfahren, welches Informationen über unseren Erdkörper liefert, ohne dass diese unmittelbar berührt werden müssen (vgl. [36]). Präzisiert werden hierbei Verfahren, welche

1. die elektromagnetische Strahlung ausnutzen, um an Informationen von Objekten zu gelangen,
2. zur Beobachtung des Erdkörpers mit allen darauf befindlichen Objekten dienen,
3. die Messeinrichtung in Luft- (Flugzeug) oder Raumfahrzeugen (Satellit) mit sich führen.

[36]

Unter *Radar* (Radio Detection and Ranging) versteht man „eine Technik, die die Reflexion von ausgestrahlten Radiowellen an Objekten misst und auswertet“ [37]. Als aktives Fernerkundungssystem führt es die Quelle der elektromagnetischen Strahlung (Mikrowellenstrahlung mit Wellenlängen zwischen 1 und 100 Zentimeter) mit sich und kann - im Gegensatz zu passiven Systemen - die Erdoberfläche zu jeder Tages- und Nachtzeit und bei jeder Witterung abtasten. Diese Eigenschaften verleihen der Radartechnik eine Sonderstellung unter den Fernerkundungsverfahren. Passive Systeme, darunter optische Systeme, beschränken sich hingegen auf die Registrierung, der von einer anderen Energiequelle (meistens die Sonne) ausgesendeten Strahlung.

Abbildung 6 zeigt die Funktionsweise eines sog. abbildenden Seitensichtradar (engl. „Sidelooking Airborne Radar oder SLAR“ [36], S. 57). Es nimmt das Gelände zeilenweise seitlich des Flugweges auf. Durch die Vorwärtsbewegung der Sensorplattform entsteht, wenn das Senden und Empfangen systematisch wiederholt wird, eine flächenhafte Bildaufzeichnung des nebenliegenden Geländestreifens. (vgl. [35, 36])

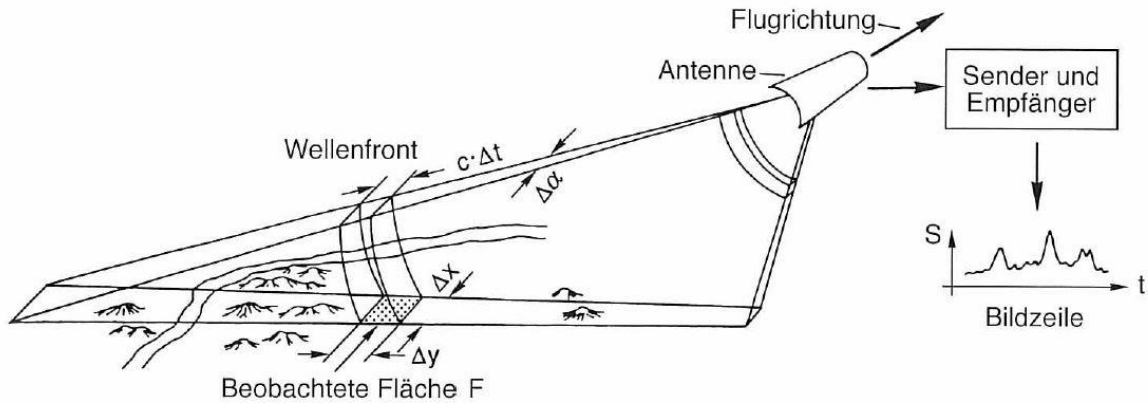


Abbildung 6: Schematische Darstellung der SLAR Aufnahme

nach [36] S. 57

Die erreichbare geometrische Auflösung hängt dabei von der Größe des Flächenelements  $F$  ab (s. Abbildung 6), welches beim Bildaufbau ein Bildelement ergibt. Die Ausdehnung  $\Delta y$  (quer zur Flugrichtung) wird vor allem durch die Dauer des ausgestrahlten Mikrowellenimpulses bestimmt und wird oftmals auch als „Range“ [38] bezeichnet. Die Auflösung  $\Delta x$  in Flugrichtung (*Azimuth*) (vgl. [38]) hängt im Wesentlichen vom Abstrahlwinkel  $\Delta\alpha$  der Antenne ab und wächst mit der Entfernung zum Sensor an. Als *Apertur* wird nach DIN 18716 die „zur Ausstrahlungsrichtung [...] senkrechte Fläche, durch die der Hauptteil der Strahlung tritt“ [35] bezeichnet. Die Abstrahlcharakteristik der Antenne ist eine Funktion ihrer Baulänge und kann aus praktischen Gründen nicht beliebig lang konstruiert werden. Damit kann auch die azimutale Auflösung  $\Delta\alpha$  nicht beliebig gesteigert werden. Man spricht hierbei von einer *realen Apertur*, d.h. die azimutale Auflösung wird durch die wirkliche Antennenlänge bestimmt. Um in azimutaler Richtung eine höhere Auflösung zu erreichen, müssen Radarsysteme mit *Synthetischer Apertur* (engl. Synthetic Aperture Radar oder SAR) eingesetzt werden. (vgl. [36, 38])

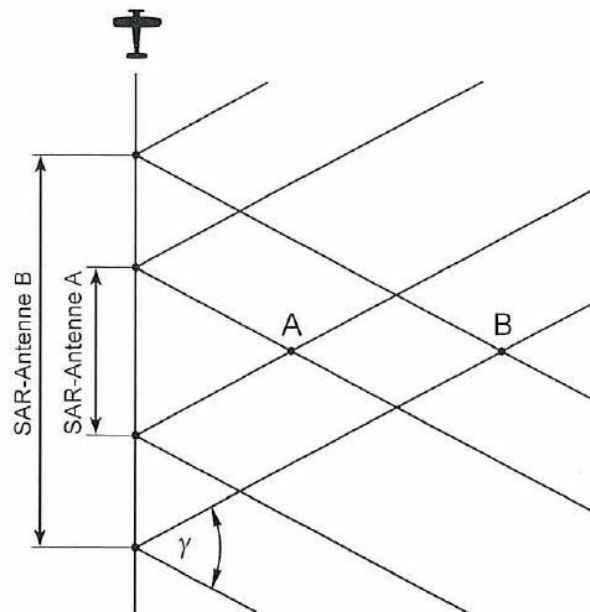


Abbildung 7: Wirkungsweise von Synthetic Aperture Radar (SAR)

nach [36] S. 58

Unter einem breiten Öffnungswinkel  $\gamma$  (s. Abbildung 7) werden Mikrowellenimpulse von einer physisch kurzen Antenne abgestrahlt. Durch den Flugweg der Plattform wird eine große Antenne elektronisch simuliert. Während der Flugbewegung werden einzelne Geländepunkte sehr oft bestrahlt. Dadurch erhält man das Signal eines Geländepunktes in mehr als nur einem Radarecho. Nah gelegene Geländepunkte, wie A in Abbildung 7 werden über eine kurze Strecke beobachtet, während weiter entfernte Punkte (B) über eine längere Strecke detektiert werden können. Bei der Verarbeitung der Daten werden die Signale so behandelt, als würden sie von vielen Einzelantennen, aufgereiht entlang der Flugbahn, stammen. Beim TerraSAR-X Satellit wird hierbei eine synthetische Antenne mit bis zu 15 Kilometer Länge simuliert. Dadurch lassen sich Bilddaten mit hoher geometrischer Auflösung ableiten. (vgl. [36, 39, 40])

Aus der Funktionsweise des Seitensichtradarsystems ergibt sich eine Laufzeitmessung der Mikrowellenfronten (vgl. Kapitel 2.1.2) und dadurch eine Schrägentfernung zwischen Antenne und dem reflektierenden Element der Geländeoberfläche. Setzt man Reflexionssignale gemäß ihrer Laufzeit bzw. Schrägentfernung in Bilddaten um,

erhält man ein verzerrtes Bild, da nahe gelegene Distanzen im Gelände vom Wellenimpuls schneller durchlaufen werden, als ferne. Die Geometrie von Radarbildern wird dadurch entscheidend bestimmt. Bei unebenem Gelände kommen weitere Effekte dazu, die berücksichtigt werden müssen und im Folgenden behandelt werden.[36]

Beim *Foreshortening* (Verkürzung) handelt es sich um eine verkürzte Darstellung von tatsächlichen Entfernungen. Höher gelegene Geländepunkte werden zum Radarsystem hin versetzt dargestellt. Bei den zum Sensor hin orientierten Hängen tritt dann eine Verkürzung auf (s. Abbildung 8). Berghänge (Fußpunkt  $a$  – Gipfelpunkt  $b$ ), die zum Sensor geneigt sind, werden in der Bildebene verkürzt abgebildet ( $a' - b'$ ). [36, 39]

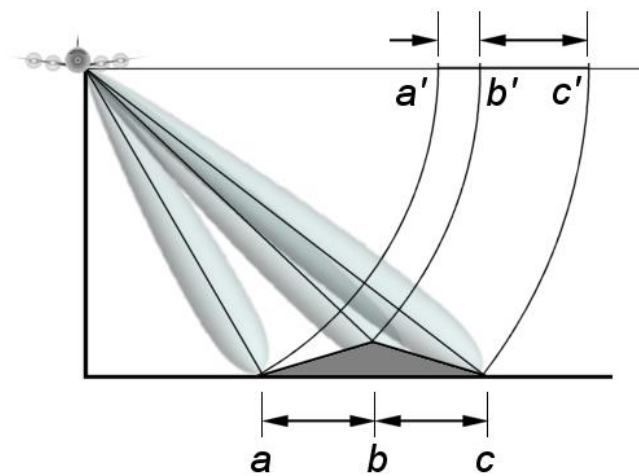


Abbildung 8: *Foreshortening* (Verkürzung)

nach [39]

Ein *Layover* (Überlappung) tritt auf, wenn das Gelände stärker geneigt ist, als die Radarwellenfront gegenüber der Horizontalebene des Aufnahmesystems (*Depressionswinkel*). Die Schrägentfernung zu einer Bergspitze  $b'$  ist kürzer, als der Fußpunkt des Berges  $a'$  (s. Abbildung 9). Im Radarbild erscheinen Geländeflächen im Bild zur Antenne hin umgeklappt. (vgl. [35, 36, 39])

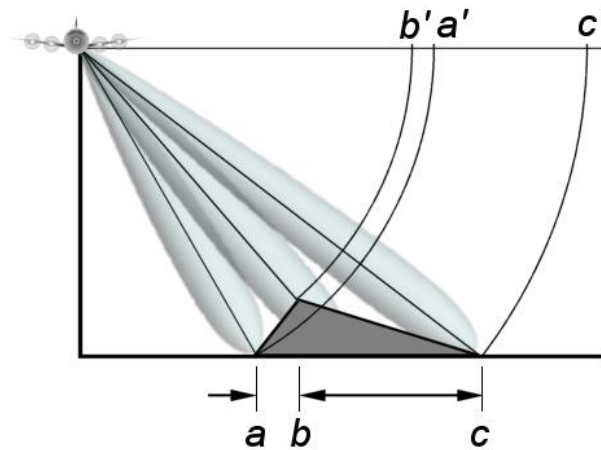


Abbildung 9: Layover (Umklappung)

nach [39]

Abbildung 10 zeigt den informationslosen Bereich eines Radarbildes, wenn die von der Antenne abgewandten Geländeseite stärker geneigt ist, als die Radarwellenfront. (vgl. [35, 36])

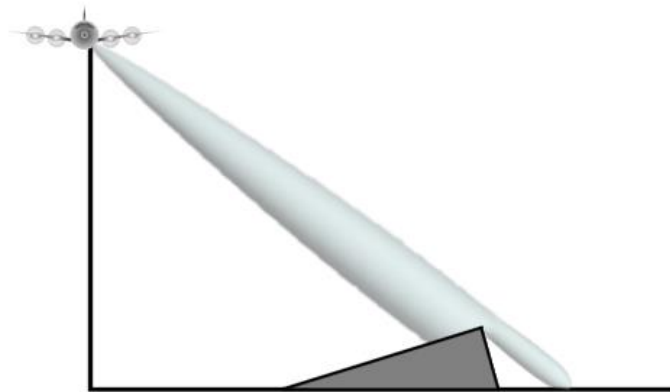


Abbildung 10: Effekt des Schattenwurfs bei Radar

nach [39]

Besonders wichtig im Zusammenhang mit dieser Arbeit sind sog. *Rückstrahleffekte* der Radaraufnahme (s. Abbildung 11). Spiegelnde, horizontale oder vertikale Objekte, die zum Sensor hin orientiert sind, geben eine typische Signatur im Radarbild. Diese

Mehrfachreflexionen sind bspw. bei Winkelreflektoren aus Metall (*Corner Reflectors*) nützlich, um einzelne Punkte im Gelände als Passpunkte zu markieren. Wichtiges Kriterium für das Reflexionsvermögen ist dabei die elektrische Eigenschaft des Objektes. [36]

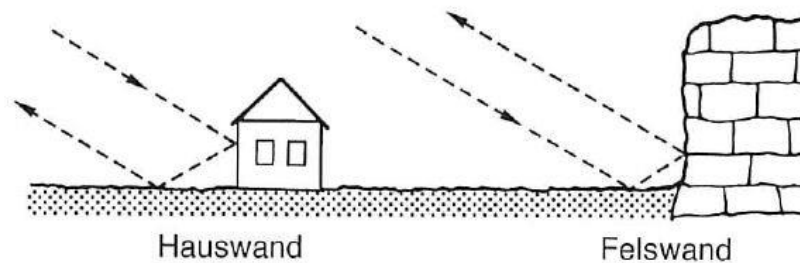


Abbildung 11: Rückstrahleffekt bei der Aufnahme von Radarbilder  
nach [36], S. 61

Die Rückstreuung an metallischen, stangenförmigen Objekten, wie Straßenlaternen oder Masten von Verkehrsschildern ist daher besonders gut ausgeprägt.

Beim geodätischen SAR handelt es sich um einen Prozess, bei dem man 3D-Passpunkte durch Radarsatelliten mit geodätischer Genauigkeit im Zentimeterbereich bestimmt. Das Verfahren wird ausführlich in [41] und [42] beschrieben. Durch den Einsatz von TerraSAR-X und TanDEM-X im sog. *Stereo-SAR* werden dreidimensionale Koordinaten von Winkelreflektoren (*Corner Reflectors*) und natürlich zurückstreuenden Objekten (*Persistent Scatterers*) bestimmt. Mit Hilfe der Kenntnis der genauen Satellitenbahn, der atmosphärischen Signalverzögerung, Informationen der Erdzeiten und Plattentektonik können Beobachtungen des TerraSAR-X in Entfernung (*Range*) und Azimut im Zentimeterbereich gemacht werden. Ein Verfahren nach [42] ist in der Lage automatisiert dreidimensionale Passpunkte (*Ground Control Points*, kurz: *GCP*) über große Gebiete zu erzeugen. [41, 42]



## 2.3 Georeferenzierung von Rasterdaten

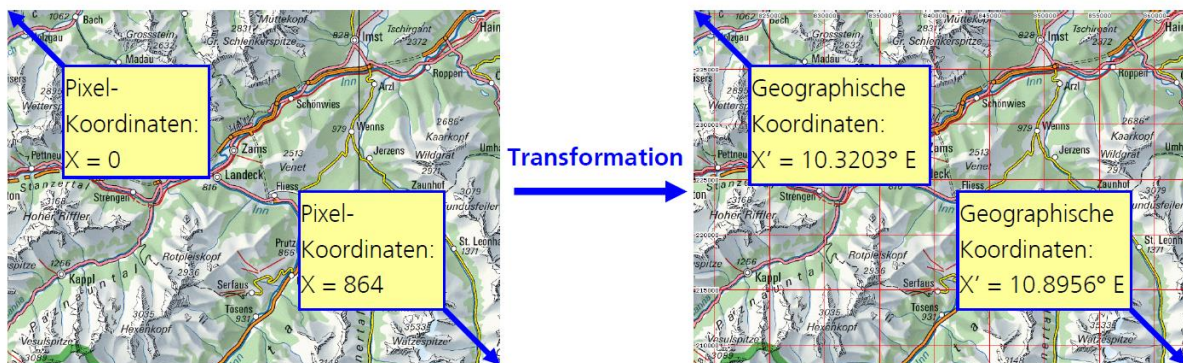


Abbildung 12: Georeferenzierung von Rasterdaten

nach [9]

Unter Georeferenzierung versteht man „[...] das Einordnen von Karteninhalten in ein georäumliches Koordinatensystem durch Zuordnung von Koordinatenwerten [...]“ [43]. Im Kontext von Rasterdaten versteht man darunter die Verknüpfung einer Rasterkarte zu einem Raumbezug, einer geographischen Karte. Jeder Bildpunkt (Pixel) im Rasterbild wird dabei in eine geographische Koordinate transformiert. Die Umwandlung des Quellsystems (*Pixelkoordinaten*  $X, Y$ ) in das Zielsystem (*geographische Koordinaten*  $X', Y'$ ) erfolgt dabei mit Hilfe der Affin Transformation (auch lineare Transformation genannt). Diese setzt sich aus sechs Parametern zusammen: zwei Translationen, zwei Maßstäbe (Skalierungen) und zwei Winkel. Um diese Transformationsparameter zu ermitteln, sind sechs Gleichungen mit sechs Unbekannten zu lösen.

Es ergeben sich folgende Transformationsgleichungen:

$$\begin{aligned} X' &= a \cdot X + b \cdot Y + c \\ Y' &= d \cdot X + e \cdot Y + f \end{aligned} \quad (2)$$

[9, 43]

In Geoinformationssystemen (kurz: GIS) werden Transformationsparameter für Affine Transformationen im so genannten World-File-Format gespeichert. Es konvertiert die Bildkoordinaten in Realweltkoordinaten. Einige Bildformate, wie zum Beispiel GeoTIFF

speichern den Raumbezug im Dateikopf. Das World-File hingegen speichert diese Informationen in einer separaten ASCII-Datei und kann mit jedem beliebigen Text-Editor bearbeitet werden. Den Inhalt eines World-Files zeigt Abbildung 13.

0.0500000007	(a)
0.0000000000	(b)
0.0000000000	(d)
-0.0500000007	(e)
669731.2599797733	(c)
5328870.5294063576	(f)

Abbildung 13: Beispiel eines World-Files

Ein World-File besteht aus folgenden Elementen:

- (a) Größe des Pixels (Bodenauflösung) in x-Richtung
- (b) Rotation (Drehung)
- (d) Rotation (Scherung)
- (e) Größe des Pixels (Bodenauflösung) in y-Richtung [(e) = -(a)]
- (c) X-Koordinate des Pixels der linken, oberen Ecke des Bildes (Translation)
- (f) Y-Koordinate des Pixels der linken, oberen Ecke des Bildes (Translation)

Tabelle 1: Inhalt eines World-Files

Bei der Festlegung der Translationsparameter ist darauf zu achten, dass sich diese Werte auf die linke, obere Ecke (Pixelzentrum) des Rasterbildes beziehen (s. Abbildung 14).

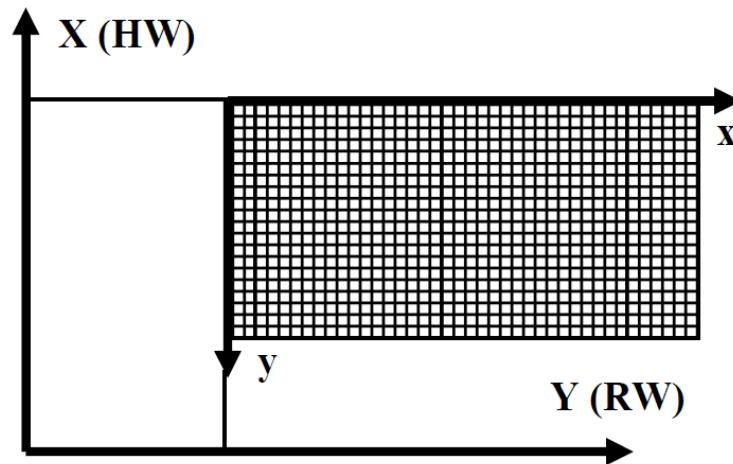


Abbildung 14: Bildkoordinatensystem im Weltkoordinatensystem

aus [44]

[44, 45]

## 2.4 Probabilistische Robotik

Unter Robotik versteht man die Wissenschaft über die Wahrnehmung und Manipulation der physischen Welt mit Hilfe computergestützter Geräte (vgl. [1]). Robotik Systeme befinden sich in der physischen Welt, nehmen Informationen mit Hilfe von Sensorik auf und agieren durch physikalische Kräfte. Beispiele für einige Robotersysteme sind Industrieroboter am Montageband, Mensch-unterstützende Systeme in der Telemedizin oder Erkundungsroboter, die Sprengstoff entschärfen können. [1]

Um all diese Aufgaben erledigen zu können, müssen Roboter in der Lage sein die vielen Unsicherheiten der Wahrnehmung der realen Welt aufnehmen und verarbeiten zu können. Ein Robotersystem ist mit einer permanenten Unsicherheit bezüglich seines Aufenthaltsortes in Bezug zu seiner Umgebung behaftet. Roboterumgebungen sind von Natur aus unvorhersehbar, da sie bspw. neben statischen Objekten auch dynamische enthalten. Während der Grad der Unsicherheit an einem Montageband relativ gering ist, ist er in Umgebungen von bspw. Autobahnen oder Menschen besonders hoch. Außerdem sind die Sensoren des Roboters in ihrer Wahrnehmung durch physische Restriktionen (Auflösung, Reichweite) begrenzt. Hinzu kommt das Messrauschen, welches Sensormessungen in unvorhersehbarer Weise beeinflussen. Unsicherheiten sind jedoch auch Bestandteil in der Software der Roboter. Alle internen

Modelle über die Umgebung, in der der Roboter agiert, sind approximativ. Modelle sind Abstraktionen der realen Welt, die sich mathematisch beschreiben lassen. In den 1970er Jahren stützte sich die Forschung in der Robotik noch hauptsächlich auf die exakte Modellierung von Roboter und deren Umgebung. [1, 46]

Weitere Unsicherheiten entstehen auch durch algorithmische Approximationen. Roboter sind Echtzeitsysteme und daraus ergeben sich gewisse Limitierungen für die Berechnungszeit bestimmter Vorgänge. Viele beliebte Algorithmen sind grob strukturiert, um möglichst schnell reagieren zu können, aber deswegen auch oftmals ungenau. Das Maß der Unsicherheit bestimmt somit den Anwendungsraum.

Bei Aufnahme dieser Unsicherheiten ergeben sich eine Reihe von Fragen:

- Welche Art von Weltmodell soll angewandt werden?
- Wie sollen Sensormessungen verarbeitet werden, damit sie bestmöglich zur Informationsgewinnung eingesetzt werden können?
- Wie können Informationen wahrscheinlichkeitstheoretisch dargestellt werden?

[46]

Nach und nach hat sich seit den 1990er Jahren die Robotik zu Gunsten von reaktiven Techniken und wahrscheinlichkeitstheoretischen (probabilistischen) Ansätzen entwickelt. Dabei handelt es sich um ein relativ neues Vorgehen, der die Unsicherheiten in Wahrnehmung und Handlung von Roboter berücksichtigt. Schlüsselidee ist, die Unsicherheit mit Hilfe mathematischer Wahrscheinlichkeitstheorie darzustellen. Wahrscheinlichkeitstheoretische Algorithmen verkörpern Informationen von Wahrscheinlichkeitsverteilungen, in dem sie eine Vielzahl von Schätzungen annehmen, als nur eine einzelne beste Schätzung. Es handelt sich somit um eine mathematische Repräsentation von Mehrdeutigkeiten und deren Wahrscheinlichkeiten. Probabilistische Algorithmen überragen heutzutage in den meisten realen Robotik Anwendungen. Bestimmte Ansätze sind derzeit auch die einzige bekannte Lösung zu Roboter-Schätzungsproblemen, wie die Lokalisierung oder die Erstellung von exakten Umgebungskarten. [1, 47]

Wahrscheinlichkeitstheoretische Algorithmen fordern daher geringere Genauigkeiten an Robotermodelle und an Sensoren. Limitierungen ergeben sich in der Rechenkomplexität und, dass sie gesuchte Größen nur annähern, statt sie exakt zu beschreiben. [1, 20, 46–48]

### **3 Partikelfilter-basierte Positionsbestimmung**

Um die Lokalisierung von Roboter oder Fahrzeugen zu beschreiben, wird die Unsicherheit ihrer Position mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitstheorie betrachtet. Mehrdeutigkeiten können dabei mathematisch mit der Wahrscheinlichkeit beschrieben werden. Die tatsächliche Eigenposition ist unbekannt und kann nur durch die beste Schätzung angenähert werden. Zusammen mit der Streuung (Standardabweichung) um diese bestmögliche Schätzung, kann eine aussagekräftige Annahme zur Position gemacht werden. Die Position des Fahrzeugs wird daher mit Hilfe einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion aus allen möglichen Positionen des Fahrzeugs beschrieben. Abbildung 15 zeigt einige Beispiele von Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen. Die Magnitude der Funktion stellt die relative Wahrscheinlichkeit des Fahrzeuges dar, wo es sich am wahrscheinlichsten befindet. Gebräuchlich ist hierbei der Einsatz der Gaußfunktion, welche sich anhand des Mittelwerts und der Standardabweichung definieren lässt. Der Scheitelpunkt der Funktion (Mittelwert) stellt dabei die wahrscheinlichste Position dar. Multiple Hypothesen über die Position (s. Abbildung 15a) können ebenfalls mit der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion dargestellt werden. [6]

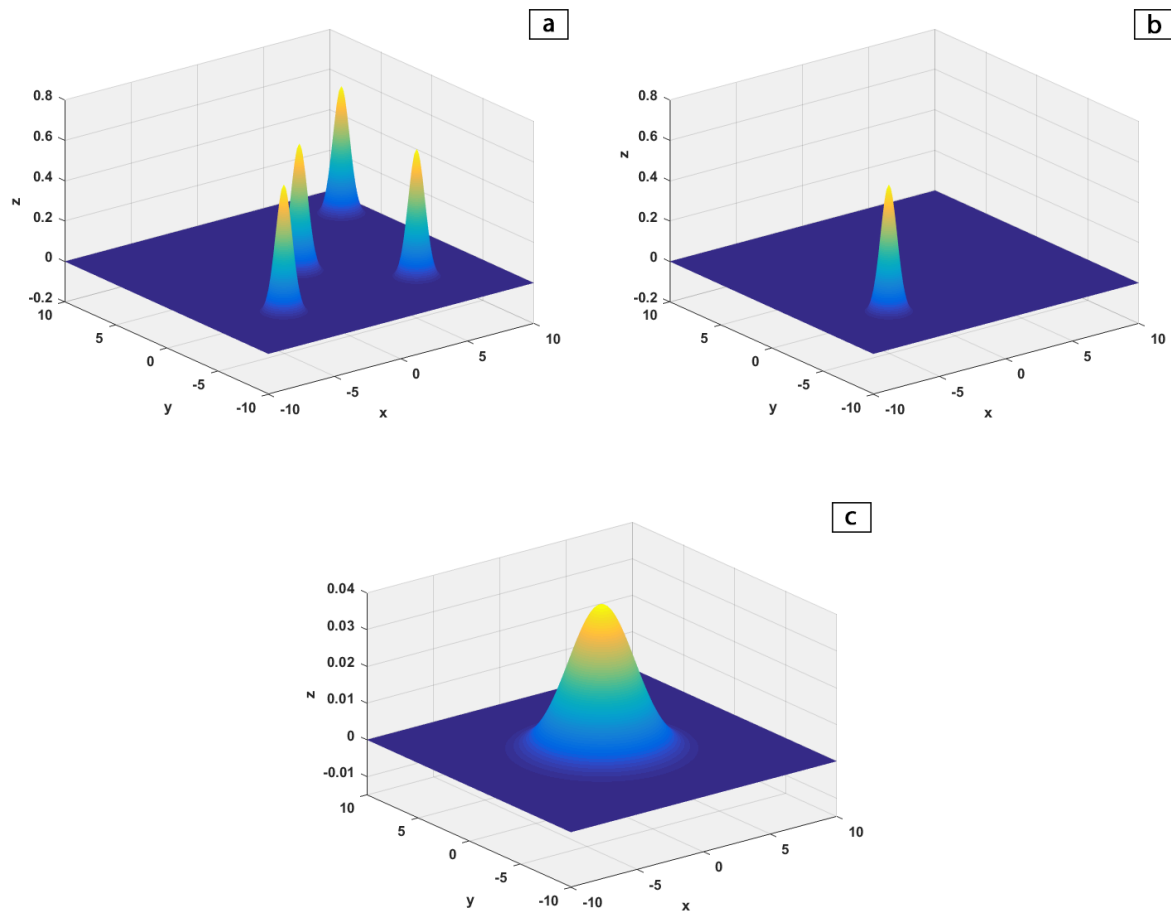


Abbildung 15: Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen zur Positionsbestimmung in der Ebene

Abbildung 15b zeigt einen einzelnen Scheitelpunkt mit einer geringen Standardabweichung. Dies bedeutet, dass sich das System hier sehr sicher ist, wo es sich befindet. In Abbildung 15c ist die Unsicherheit über den eigenen Standort größer.

### 3.1 Rekursive Zustandsschätzung

Im Kern der probabilistischen Positionsbestimmung steht die Idee der rekursiven Zustandsschätzung aus Sensordaten. Zustandsschätzung beschreibt das Problem der Schätzung von Quantitäten aus Sensordaten, die nicht direkt beobachtet, sondern abgeleitet werden. Der vorherrschende Ansatz zur Zustandsschätzung der Lokalisierung mobiler Roboter sind *Bayessche Filter*, welche eine Wahrscheinlichkeitsverteilung des

Zustands aus allen zur Verfügung stehenden Informationen aus Bewegung und Messung schätzt. Rekursiv werden die neusten Informationen aus den Messungen auf die vorausgegangene Schätzung angewendet. [1, 46]

Der momentane Zustand oder die Position eines mobilen Roboters oder Fahrzeugs wird üblicherweise mit sechs Variablen (sog. Freiheitsgraden) beschrieben: Drei Kartesische Koordinaten ( $X, Y, Z$ ) und drei Winkellorientierungen (Roll-, Nick-, Gier-Winkel). Die Pose eines Roboters im zweidimensionalen Raum wird in Abbildung 16 gezeigt. Es beinhaltet die Standpunktkoordinaten (Ort) des Roboters ( $x, y$ ) und die Orientierung  $\theta$  relativ zu einem übergeordneten, globalen Koordinatensystem. In diesem Fall existieren drei Freiheitsgrade. Dynamische Systeme sind veränderlich und werden daher mit einem Zeitpunkt angegeben. [1]

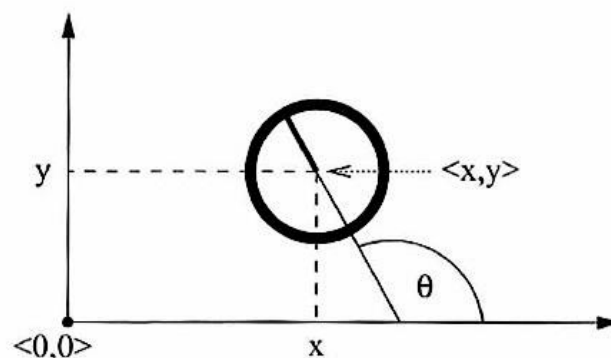


Abbildung 16: Roboterpose in einem globalen Koordinatensystem  
nach [1], S. 119

Die Pose kann auch über folgenden Vektor  $X$  ausgedrückt werden:

$$X = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} \quad (3)$$

nach [1], S. 119

Die Orientierung eines Roboters im globalen Koordinatensystem wird auch oft als *Kursrichtung* bezeichnet. Es wird angenommen, dass ein Roboter mit  $\theta = 0$  in Richtung

der x-Achse zeigt. Positive Kursrichtungen ergeben sich gemäß einem mathematischen Rechtssystem entgegen Uhrzeigersinn, negative Drehwinkel im Uhrzeigersinn. [1]

### 3.2 Lokalisierung

Eine bedeutende Anwendung innerhalb der Roboterwahrnehmung ist die Lokalisierung mobiler Roboter. Darunter versteht man die Schätzung der Koordinaten eines Roboters und seiner Orientierung relativ zu einem übergeordneten Bezugssystem (vgl. [46]). Unterscheiden muss man hierbei zwischen *lokaler* und *globaler Lokalisierung*. Während bei der lokalen Lokalisierung die initiale Position bekannt ist und die Position lediglich verfolgt und gegebenenfalls korrigiert werden muss, soll der Roboter bei der globalen Lokalisierung seine Position von Grund auf neu bestimmen. Der Roboter hat Umgebungsinformationen in Form einer digitalen Karte und muss sich anhand von Sensordaten relativ dazu lokalisieren. Durch das Abtasten seiner Umgebung und der Eigenbewegung muss das System seine Eigenposition bestimmen. Wird der Roboter aus seiner ihm bekannten Position entfernt und in der Umgebung erneut eingefügt, soll er in der Lage sein, sich wieder neu zu lokalisieren. In der Robotik ist dieses Problem auch unter dem Begriff „kidnapped robot problem“ [47] bekannt. Sind dem Roboter weder Karte, noch seine eigene Position bekannt, spricht man vom sogenannten *SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)* Problem. Hier muss ein Roboter die Karte und seine Position relativ zur Umgebung selbst ermitteln. [1, 46–48]

Für die Lokalisierung von mobilen Robotern sind folgende zwei Phasen relevant: In der *Prädiktionsphase* wird ein Bewegungsmodell angewendet, welches die derzeitige Position des Roboters allein aus der Bewegung prognostiziert. Es wird angenommen, dass der gegenwärtige Zustand  $X_t$  nur vom vorhergehenden Zustand  $X_{t-1}$  und einem bekannten Stellsignal  $u$  abhängig ist. Die *Updatephase* bezieht das Messmodell mit ein, welches Sensorinformationen integriert, um die a posteriori Verteilung zu erhalten. Nach der Updatephase wird der gesamte Prozess rekursiv wiederholt. [49]

Kalman-Filter basierte Techniken erweisen sich gegenüber der lokalen Lokalisierung als recht zuverlässig und akkurat. Sie können jedoch keine nichtlinearen oder nicht gaußschen Bewegungs- und Messmodelle verarbeiten und sind nicht fähig sich bei



Fehlpositionierung neu global zu verorten. Weiter können Kalman Filter keine multimodalen Verteilungsdichten (vgl. Abb. XX a oben) behandeln, wie sie bei der globalen Lokalisierung auftreten können. [49]

Partikelfilter können sich hingegen ohne Kenntnis der Ausgangsposition eines Roboters global verorten und benötigen keine linearen Bewegungs- und Messmodelle. Sie können daher auch mit multimodalen Verteilungen umgehen. Im folgenden Kapitel wird näher auf den Partikelfilter eingegangen. [49]

### **3.3 Monte Carlo Lokalisierung**

Der Partikelfilter approximiert die gewünschte a posteriori Verteilung durch eine Reihe von Partikeln. [46]

Im Kontext der Lokalisierung von Roboter werden Partikelfilter häufig als Monte Carlo Lokalisierung bezeichnet. Die Monte Carlo Methodik macht keine Annahme über die Verteilung von Fehlern. Die Methodik kann mit multiplen Hypothesen über den Zustand eines Systems umgehen. Grundidee ist die Annahme von vielen verschiedenen Versionen des Zustands eines Fahrzeugs mit Hilfe von Partikeln (vgl. Formel (3)). Die Pose des Roboters wird über eine Partikelwolke repräsentiert. Wird eine Messung der Umgebung gemacht, wird jeder Partikel, also jede repräsentierte Pose auf ihre Plausibilität überprüft. Plausible Partikel werden als wahrscheinlicher eingestuft. Die Wahrscheinlichkeit wenig plausibler Zustände wird reduziert. Diese vielen möglichen Zustände in Verbindung mit deren Gewichtung nähern sich an eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des gesuchten Zustandes an. Fallen Partikel unter einen bestimmten Wahrscheinlichkeitsschwellwert, werden sie verworfen. Zu keiner Zeit gibt es eine Annahme über eine gaußsche Verteilung oder einer Forderung das System zu linearisieren. [6, 47]

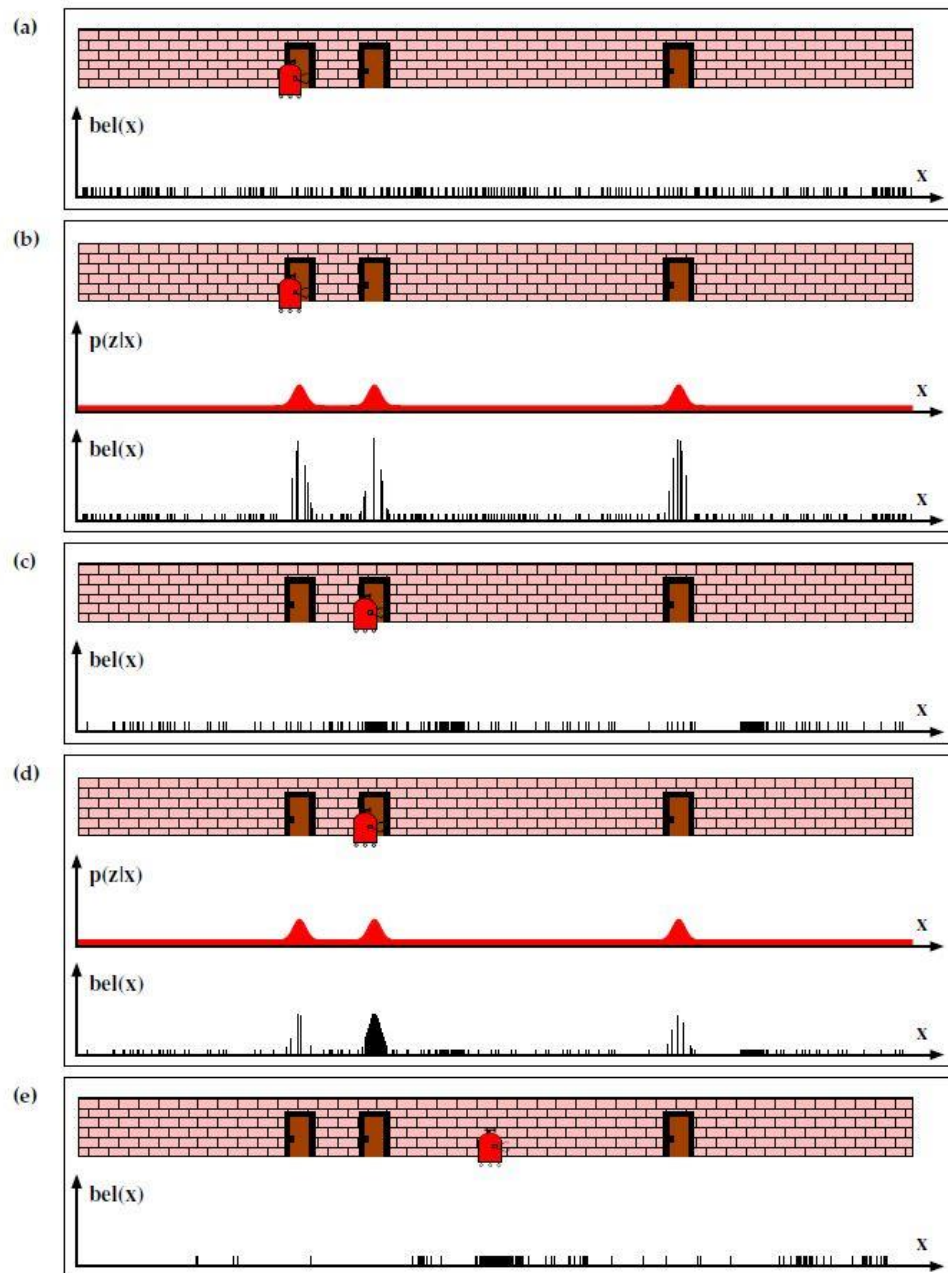


Abbildung 17: Monte Carlo Lokalisierung

nach [1], S. 251

Abbildung 17 illustriert das Prinzip der Monte Carlo Lokalisierung im eindimensionalen Raum mit bekannten Merkmalen. Die initiale globale Unsicherheit entsteht, indem die Partikel zufällig und gleichmäßig über den gesamten Anwendungsraum verteilt werden. Dies wird in Abbildung 17(a) dargestellt. Der Roboter macht seine erste Messung

und registriert dabei, dass er sich in Umgebung einer Tür befindet. Daraufhin wird jedem einzelnen Partikel ein Gewichtungsfaktor zugeordnet. Folglich steigt die Positionswahrscheinlichkeit in der Nähe von allen drei Türen (Abbildung 17(b)). Eine positive Wahrscheinlichkeit im Bereich der Wände wird ebenfalls angenommen, da von den beschriebenen Unsicherheiten der Sensorik ausgegangen wird. Mit einer geringen Wahrscheinlichkeit könnte sich der Roboter auch bei der Erfassung der Tür geirrt haben. Diese Hypothesen mit geringer Wahrscheinlichkeit geben dem Algorithmus seine Robustheit. Es ist wichtig zu erwähnen, dass diese Auswahl an Partikeln die identische ist, wie in Abbildung 17(a), die Bewertung der Partikel jedoch eine andere ist. Abbildung 17(c) zeigt die Situation nach Neuverteilung (Resampling) der Partikel und Bewegung des Roboters. Die Annahme über die Position aus den Sensormessungen wird in Bewegungsrichtung mitgeführt und räumlich gestreut, welches die Unsicherheit der Roboterbewegung im Bewegungsmodell (s. Kapitel 3.3.1) widerspiegelt. Die Partikel sind nun einheitlich gewichtet, jedoch befindet sich eine größere Anzahl von Partikeln in der Umgebung der drei wahrscheinlichsten Orte. Abbildung 17(d) stellt die Situation nach Messung der zweiten Tür dar. Dies führt zu einer neuen Auswahl an Partikeln mit ungleichmäßiger Gewichtung. Abbildung 17(e) zeigt die Situation nachdem der Roboter wieder ein Stück den Gang entlanggefahren ist. [1, 46]

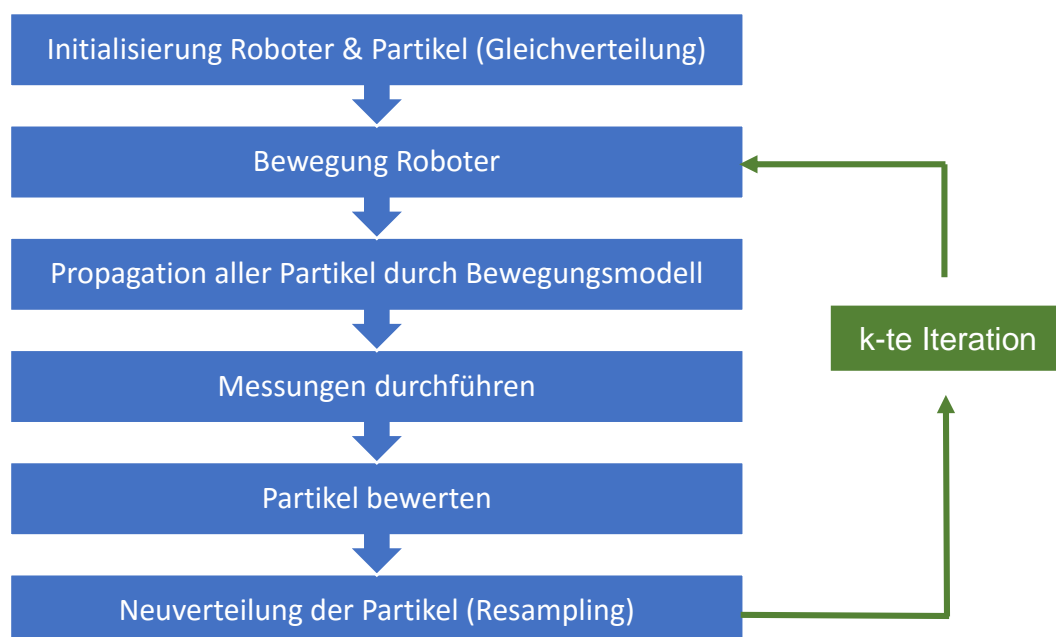


Abbildung 18: Grundstruktur der Monte-Carlo Lokalisierung

Abbildung 18 zeigt die Struktur des Monte-Carlo Algorithmus. Die Stufen zwischen der Bewegung und dem Resampling der Partikel werden rekursiv aufgerufen.

### 3.3.1 Bewegungsmodell

Der erste Schritt in der Schätzung der Position des Roboters ist das Aufstellen eines Bewegungsmodells, welches die Änderung der Konfiguration des Fahrzeugs von einer Zeitstufe  $t$  zum nächsten Zeitpunkt  $t+1$  beschreibt. Im Odometrie Bewegungsmodell  $f$  (Formel (4)) steht  $\delta_t$  für die zurückgelegte Distanz  $\delta_d$  und die Änderung im Kurswinkel  $\delta_\theta$  von Zeitpunkt  $t$  nach  $t+1$  ( $\delta_t = (\delta_d, \delta_\theta)$ ). Abweichungen (Fehler) in der Odometrie werden mit Hilfe der Kovarianz Matrix  $V$  zum Ausdruck gebracht (vgl. [6], S. 111).

$$X_{t+1} = f(X_t, \delta_t, v_t) \quad (4)$$

nach [6], S. 112

Mit Hilfe trigonometrischer Funktionen kann die neue Pose  $X_{t+1}$  aus der vorherigen Pose  $X_t$  berechnet werden (s. Formel (5)). Es ergibt sich folgender Zusammenhang:

$$X_{t+1} = \begin{pmatrix} x_t + (\delta_d + v_d) \cos(\theta_t + \delta_\theta + v_\theta) \\ y_t + (\delta_d + v_d) \sin(\theta_t + \delta_\theta + v_\theta) \\ \theta_t + \delta_\theta + v_\theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \\ \theta_{t+1} \end{pmatrix} \quad (5)$$

nach [6], S. 112

mit:

$$v = (v_d, v_\theta) \sim N(0, V), \quad V = \begin{pmatrix} \sigma_d^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{pmatrix}$$

nach [6], S. 112

Der Fehler in der Odometrie wird als normalverteilte Gaußfunktion angesehen. Die Varianz-Kovarianzmatrix  $V$  ist eine Diagonalmatrix. Das bedeutet, dass Fehler in Distanz und Kurswinkel voneinander unabhängig sind. Kovarianzen und somit Korrelationen zwischen den beiden Größen existieren nicht. Die Streuung der Partikel bei jeder

Bewegung kann mit Hilfe der Varianzen  $\sigma_d^2$  und  $\sigma_\theta^2$  festgelegt werden. Große Werte führen zu einer hohen, kleine Werte zu einer geringen Streuung der Partikel. Idealerweise werden die Werte aus der Odometrie des Fahrzeugs ermittelt und auf die Partikel angewendet.

### 3.3.2 Messmodell

Das am häufigsten verwendete Modell für die Verarbeitung von Sensorinformationen zu Landmarken geht davon aus, dass der verwendete Sensor Entfernung und Peilwinkel zur Landmarke relativ zum lokalen Koordinatensystem des Roboters messen kann. Solche Sensoren werden auch als *Range-Bearing Sensoren* bezeichnet. Es handelt sich also um eine merkmalsbasierte Technik zur Extraktion bestimmter Merkmale aus den Sensorrohdaten. Als Schlüsselproblem bei diesen Sensoren gilt das Datenassoziiierungsproblem. Dieses Problem tritt auf, wenn bei einer Beobachtung Landmarken nicht eindeutig zur Beobachtung zugeordnet werden können, es also Restunsicherheiten bezüglich der Identität einer Landmarke gibt. (vgl. [1], S. 177f)

Das Messmodell  $h$  kann folgendermaßen ausgedrückt werden:

$$z = \mathbf{h}(x_v, x_f, w) \quad (6)$$

nach [6], S. 116

Bei  $x_v$  handelt es sich um den momentanen Zustand des Roboters/ Fahrzeugs,  $x_f$  beschreibt die bekannte Lage der beobachteten Landmarke und  $w$  ist eine Zufallsvariable, welche Sensorfehler modelliert. Mathematisch lässt sich das Messmodell  $h$  im Folgenden beschreiben:

$$z = \begin{pmatrix} \sqrt{(y_i - y_v)^2 + (x_i - x_v)^2} \\ \tan^{-1} \left( \frac{y_i - y_v}{x_i - x_v} \right) - \theta_v \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} w_r \\ w_\beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r \\ \beta \end{pmatrix} \triangleq \begin{pmatrix} \text{range} \\ \text{bearing} \end{pmatrix} \quad (7)$$

nach [6], S. 117

Vereinfacht ausgedrückt besteht  $z$  aus einer Entfernungsmessung  $r$ , einem Peilwinkel  $\beta$ , sowie einem zufälligen, normalverteiltem Messrauschen  $W$ .

$$w = \begin{pmatrix} w_r \\ w_\beta \end{pmatrix} \sim N(0, W), \quad W = \begin{pmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\beta^2 \end{pmatrix}$$

nach [6], S. 117

Die diagonale Kovarianzmatrix  $W$  signalisiert, dass Entfernungs- und Winkelabweichungen voneinander unabhängig sind. Die beiden Größen korrelieren nicht.

### 3.3.3 Gewichtung der Partikel

Für die Bewertung der Partikel wird als Wahrscheinlichkeitsfunktion eine gaußsche Normalverteilung angenommen. Die Grundlagen werden dazu im Folgenden betrachtet:

Die Normalverteilung (oft auch als Gaußsche Normalverteilung bezeichnet) ist eine der wichtigsten stetigen Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Die Dichtefunktion der univariaten Normalverteilung mit den Parametern  $\mu$  und  $\sigma^2 > 0$  hat folgende Form:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (8)$$

für:  $-\infty < x < \infty$

nach [50]

Die Parameter der Normalverteilung sind der Erwartungswert  $\mu$  (= Mittelwert) und die Varianz  $\sigma^2$  bzw. die Standardabweichung  $\sigma$ . Die gesamte Fläche, die von der Kurve der Normalverteilung eingeschlossen wird, ist stets 1.

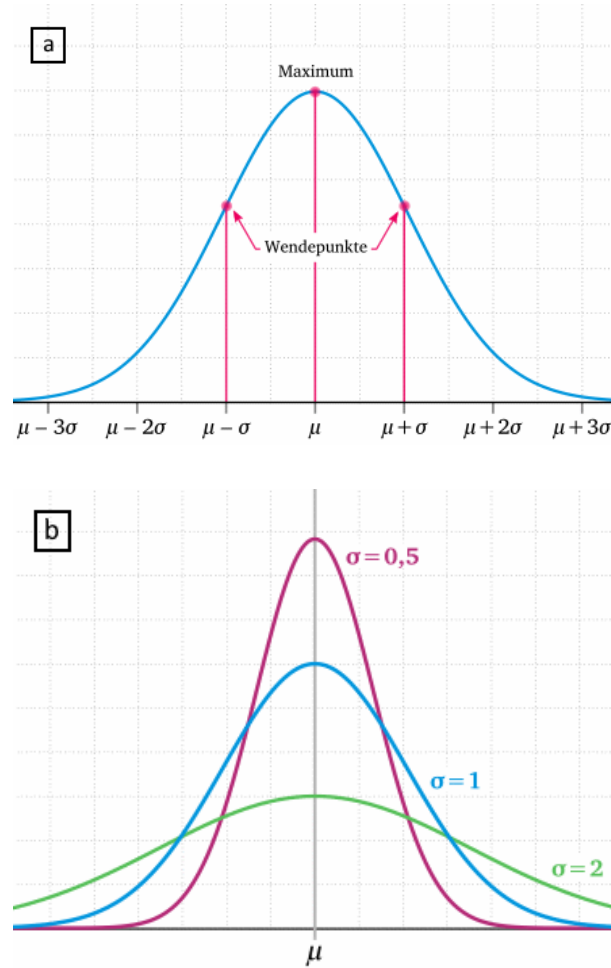


Abbildung 19: Dichtefunktion der Normalverteilung

nach: [50]

In der grafischen Darstellung (Abbildung 19 a) ergibt die Dichtefunktion der Normalverteilung eine glockenförmige Kurve, die bezüglich des Erwartungswertes  $\mu$  symmetrisch ist und an dieser Stelle ( $x = \mu$ ) ihr Maximum besitzt. Die Glockenkurve hat Wendestellen an den Abszissen  $\mu + \sigma$  und  $\mu - \sigma$ . Die Form der Dichtefunktion wird vollständig über die Standardabweichung  $\sigma$  bestimmt. Je kleiner die Standardabweichung, desto steiler ist die Kurve. Steigt die Standardabweichung jedoch an, wird die Kurve flacher (s. Abbildung 19 b). Für eine  $\mu$ -normalverteilte Zufallsvariable  $X$  gelten folgende Wahrscheinlichkeiten: Nahezu alle Werte liegen innerhalb der dreifachen Standardabweichung um den Mittelwert  $P(\mu - 3\sigma \leq x \leq \mu + 3\sigma) \approx 0,9973$  (99,73 %). Im Bereich der zwei-

fachen Standardabweichung ( $2\sigma$ ) liegen die Werte mit 95,45 %-iger Wahrscheinlichkeit und ungefähr 68,27 % der Werte liegen innerhalb der  $1\sigma$  Grenze (vgl. Abbildung 20).

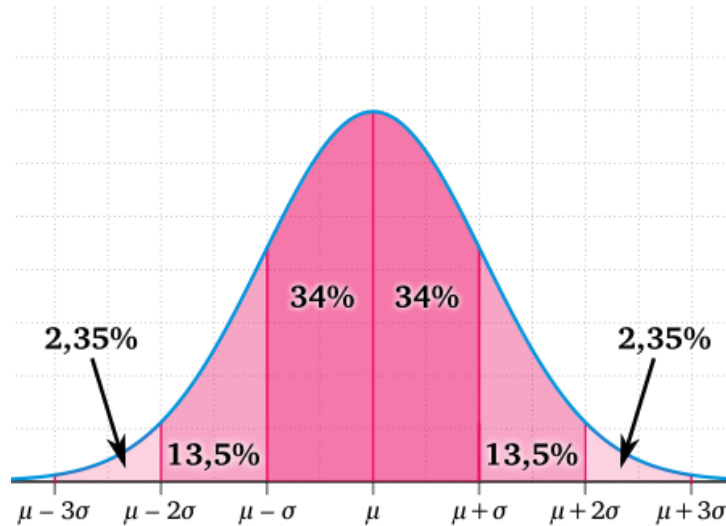


Abbildung 20: Wahrscheinlichkeiten der Normalverteilung

nach: [50]

Die Normalverteilung eignet sich zur Modellierung von Größen, die durch das Zusammenwirken vieler Zufallseinflüsse entstehen, wie etwa Messfehler.

Bei der multivariaten Normalverteilung handelt es sich um eine Verallgemeinerung der eindimensionalen Normalverteilung. Sie tritt als Grenzwert von Summen unabhängiger, mehrdimensionaler Zufallsvariablen auf. Sie wird überall dort angewendet, wo mehrdimensionale zufällige Größen als Überlagerung von vielen voneinander unabhängigen Einzeleffekten angesehen werden können. (nach [51]) Die  $n$ -variater normalverteilte oder  $n$ -dimensionale Zufallsvariable  $X$  kann mit folgender Dichtefunktion beschrieben werden:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{|K|(2\pi)^n}} e^{(-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \cdot K^{-1} \cdot (x-\mu))} \quad (9)$$

für:  $x \in \mathbb{R}^n$

nach [6], S. 524



$x$  und  $\mu$  sind hierbei  $n$ -dimensionale Vektoren und nicht Skalare, wie in Formel (8). Ausdruck  $K$  beschreibt eine symmetrische Kovarianzmatrix mit den Diagonalelementen als Varianz von  $x_i$  und wird daher oft auch als Varianz-Kovarianzmatrix bezeichnet. Die Elemente abseits der Diagonalen beschreiben die Korrelationen zwischen  $x_i$  und  $x_j$ . Korrelieren die Variablen nicht, so ist  $K$  eine Diagonalmatrix.

Die Kovarianzmatrix  $K$  lässt sich allgemein schreiben als:

$$K = \begin{bmatrix} \sigma_{1,1} & \sigma_{1,2} & \cdots & \sigma_{1,j} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_{2,2} & \cdots & \sigma_{2,j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{i,1} & \sigma_{i,2} & \cdots & \sigma_{i,j} \end{bmatrix} \quad (10)$$

nach: [52]

mit  $\sigma_{i,j} = \text{cov}(X_i, X_j)$

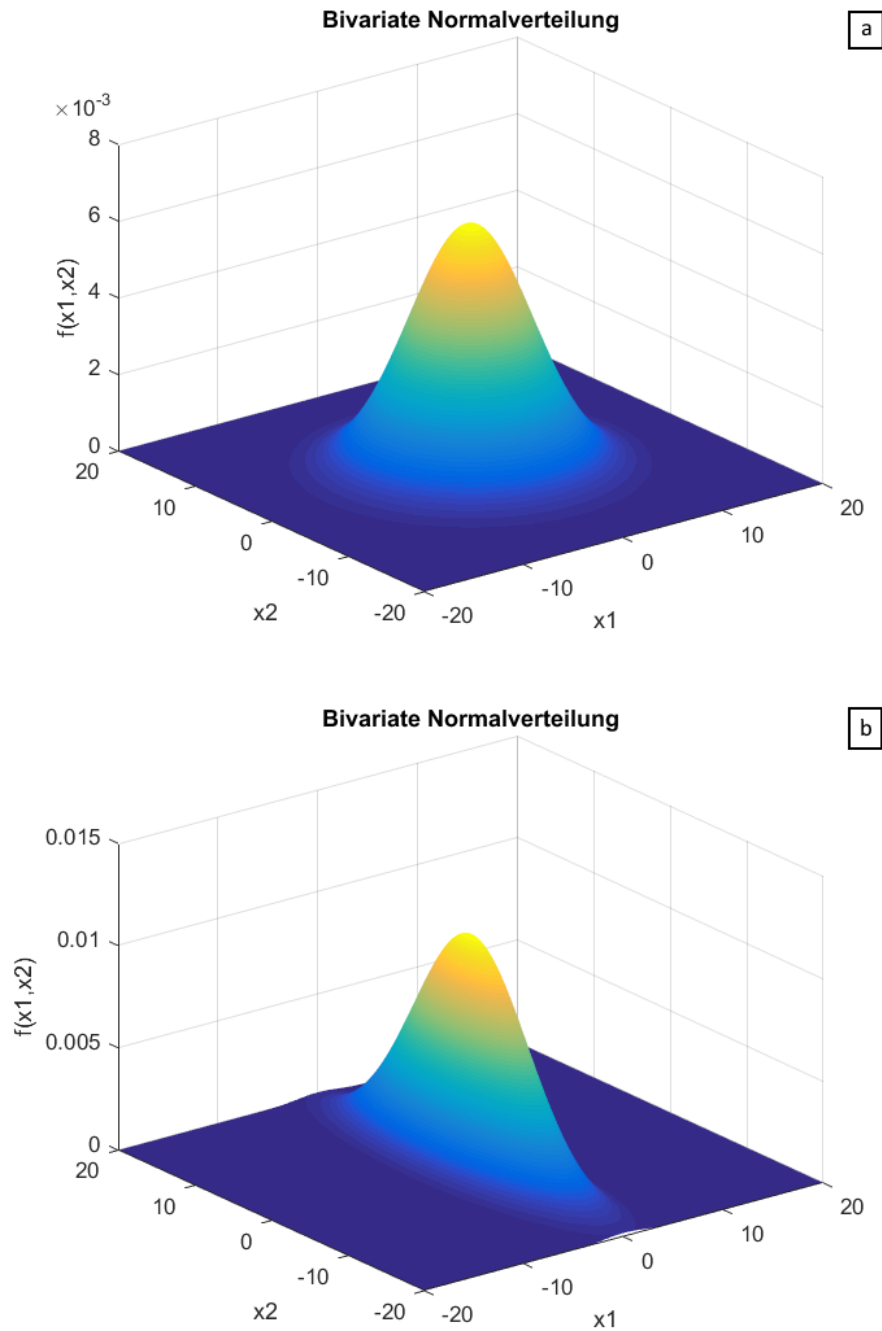


Abbildung 21: Bivariate Normalverteilungen

Abbildung 21 zeigt zwei Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen von bivariaten Normalverteilungen mit unterschiedlicher Varianz-Kovarianz Matrizen:

$$K_1 = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}^2 \text{ für Abbildung 21 (a) und } K_2 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 7 \end{bmatrix}^2 \text{ für Abbildung 21 (b)}$$

Mit Hilfe der Kovarianzmatrix kann das Aussehen der Dichtefunktion wesentlich bestimmt werden. Größere Varianzen bzw. Standardabweichungen (Werte der Hauptdiagonale) machen die Kurve breiter, kleinere Varianzen oder Standardabweichungen dagegen verengen die Kurve. [6, 50–53]

## 4 Ergebnisse

### 4.1 Hardware

#### 4.1.1 LiDAR



Abbildung 22: Hokuyo UTM-30LX-EW Laserscanner

Als LiDAR Instrument kommt ein leichter und kompakter Laserscanner *Hokuyo UTM-30LX-EW* zum Einsatz, der aufgrund seiner Bauweise (IP67-Zertifizierung) auch im Außenbereich verwendet werden kann. Der profilgebende Scanner verfügt über einen Laser mit einer Wellenlänge von 905 Nanometern und einen Öffnungswinkel von 270 Grad bei einer Winkelauflösung von 0,25 Grad in einer horizontalen Scanebene (s. Anlage 1). Dies macht in Summe 1080 ( $270^\circ/0,25^\circ$ ) Winkelschritte und Einzelmessungen. Der Sensor kann nach Herstellerangaben Objekte in einer maximalen Entfernung von 60 Meter detektieren (vgl. [54]). Da die Lichtstrahlen bei Austritt aus dem Laserscanner durch die definierte Winkelauflösung (0,25 Grad) divergieren, ergeben sich

somit in zunehmender Entfernung unterschiedliche Messpunktabstände. Tabelle 2 unten verdeutlicht dies. Im Testgebiet existieren Masten mit unterschiedlichsten Geometrien. Bei einem mittleren Durchmesser der Masten von 13,6 Zentimeter sind daher größere Messabstände als 30 Meter kaum realisierbar. Statische Testmessungen bestätigten dies.

Entfernung (Meter)	Punktabstand (Zentimeter)
5	2,2
10	4,4
30	13,1

*Tabelle 2: Entfernungsabhängige Punktabstände Hokuyo UTM-30LX-EW*

Die Punktabstände der Laserstrahlen können mithilfe der Formel zur Umrechnung der Winkelmaße von Grad- in Bogenmaß ermittelt werden:

$$b = r \cdot \alpha^{\circ} \cdot \frac{\pi}{180} \quad (11)$$

nach: [55]

mit  $b$  als Bogenlänge,  $r$  als Distanz und Winkel  $\alpha$  im Gradmaß.

Abbildung 23 verdeutlicht das Sichtfeld des Scanners grafisch. Für einen kompletten Scan ( $0^{\circ}$  -  $270^{\circ}$ ) benötigt das Instrument 25 Millisekunden. Die Ansteuerung, sowie der Datentransfer erfolgt über eine Netzwerk Schnittstelle (Ethernet 100BASE-TX) zum Computer. (vgl. [54])

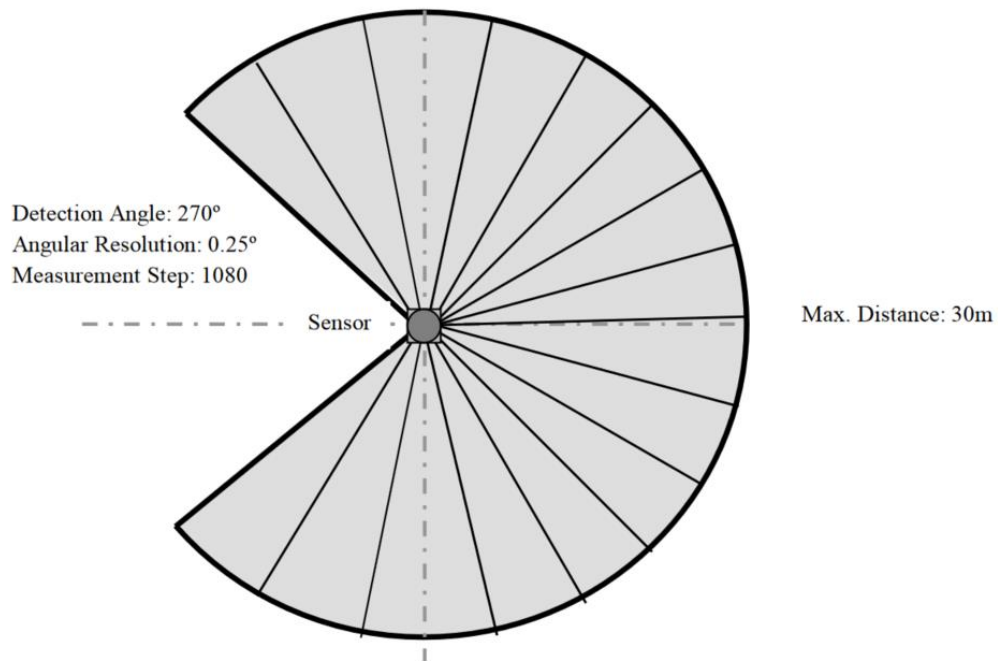


Abbildung 23: Scanbereich des Hokuyo UTM-30LX-EW (Grundrissdarstellung)  
aus [54]

#### 4.1.2 DGPS

Als Referenz zur Positionsbestimmung kommt ein geodätisches Differential GPS (kurz: DGPS) Leica GPS1200 zum Einsatz. Es besteht aus den drei Komponenten: Empfänger GX1230, Antenne AX1202 und dem Controller RX1210T. Bei der Aufnahme hochgenauer Referenzpunkte wird das Echtzeitverfahren mit Phasenmessung des GPS-Trägersignals sowie mit Korrekturdaten von SAPOS (Satellitenpositionierungsdienst der deutschen Landesvermessung) angewendet (s. [56]). Damit können Genauigkeiten im Zentimeter- bis Millimeterbereich erreicht werden (vgl. [9] S.105 und 108).

Die GPS Antenne ist mit einer Winkelkonstruktion zentrisch auf dem LiDAR Sensor montiert (s. Abbildung 24). Somit ist gewährleistet, dass bei einer simultanen Messung (LiDAR und GPS) ein und derselbe Punkt in Lage (2D) gemessen wird.



*Abbildung 24: Hokuyo LiDAR mit montierter GPS Antenne*

### 4.2 In-situ Messungen

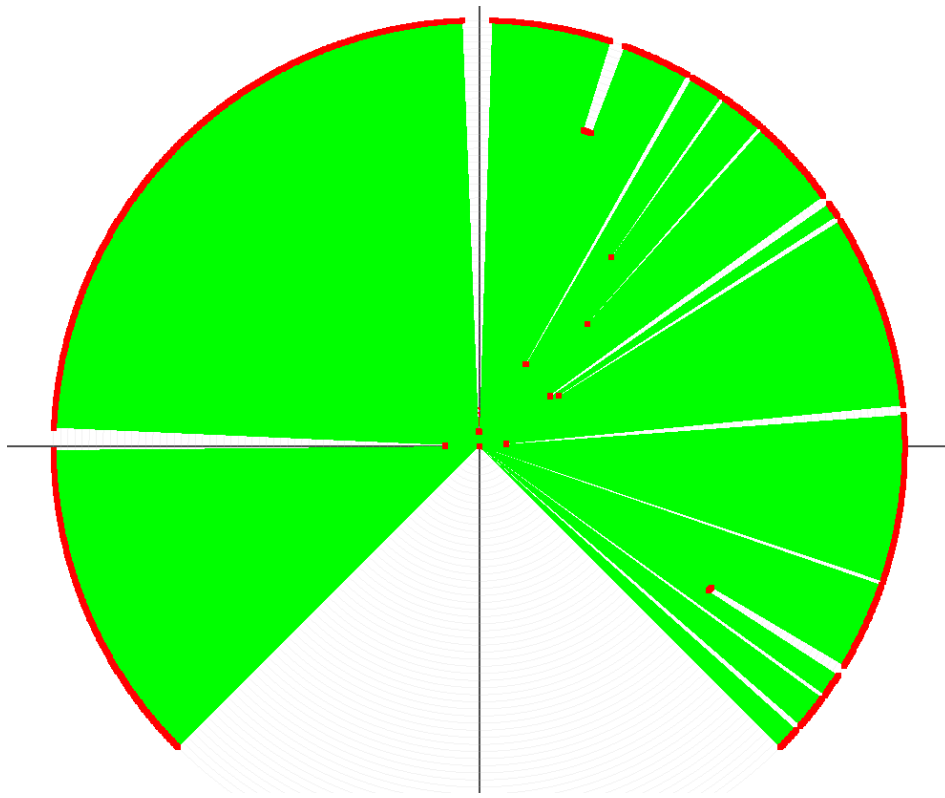
Der Hokuyo Laserscanner wurde statisch auf einem geodätischen Messstativ im Straßenkreuzungsbereich betrieben (s. Abbildung 25), um zunächst ein Gefühl für die Messungen und dem Scanbereich zu bekommen. Aufgrund guter Zugänglichkeit und ausreichender Anzahl von stangenförmigen Landmarken, wie Ampel- oder Straßenbeleuchtungsmasten wurde die Claude-Dornier-Straße, Kreuzung Münchener Straße in D-82234 Weßling in der Nähe des DLR Standortes Oberpfaffenhofen gewählt.





*Abbildung 25: statische Messung im Kreuzungsbereich*

Die Messungen konnten vor Ort mit der Herstellersoftware „UrgBenriPlus“ in der Version 2.1.1 von [57] aufgenommen und visualisiert werden. Einen kompletten Scan eines Standpunktes zeigt Abbildung 26. Die Endpunkte der Laserstrahlen sind farblich in rot markiert. Die weißen Bereiche in der grünen Ebene stellen Scanschatten und somit Objekte dar.



*Abbildung 26: Einzelscan Hokuyo im Kreuzungsbereich*

Für die dynamische Messung eignet sich die Straße mit parallelem Rad- und Fußweg ebenfalls. Diese hat eine Gesamtlänge von etwa 155 Metern und befindet sich zwischen dem Kreuzungsbereich Münchner Straße/ Landsberger Straße und einem Kreisverkehr (s. Abbildung 27).





*Abbildung 27: Luftbild der Claude-Dornier-Straße*

Für die Durchführung der Messung wurden Sensorik, Stromversorgung und Computer auf einer mobilen Plattform, einem fahrbaren Lastenwagen untergebracht (s. Abbildung 28). Die Instrumente wurden auf dem Stativ in einer Höhe von 1,70 Meter über Grund montiert. Die Höhe ergibt sich aus der dadurch entstehenden guten Erkennbarkeit der Masten. Um das in Kapitel 3.3.1 vorgestellte Bewegungsmodell möglichst einfach zu halten und da in der vorliegenden Messung kein Wegmesser (Hodometer) für die Ermittlung der zurückgelegten Distanz verwendet werden konnte, bewegte sich der Wagen in Schritten von 0,50 Metern entlang des Rad- und Fußgängerweges nördlich der Straße von Südost in nordwestlicher Richtung. Als Referenz für diese Entfernungen dienten Leistensteine am Fußgängerweg und ein Rollbandmaß. Zwischen den Bewegungen wurde die kombinierte LiDAR- und GNSS-Messung im sog. Stop & Go Modus durchgeführt. Es ist festzuhalten, dass im Untersuchungsgebiet mittlere Lagegenauigkeiten (2D) der DGPS-Referenzpunkte von 1,4 Zentimeter erzielt werden konnten (s. Anlage 4).



*Abbildung 28: mobiler Wagen im Testgebiet*

Die Laserscandaten konnten via Laptop und modifiziertem MATLAB® Skript von S. Fotiadis [58] ausgelesen werden. Dabei wird über TCP/IP (Transmission Control Protocol/ Internet Protocol) eine Verbindung zum Sensor aufgebaut und die Daten eines Scans können mit beliebiger Tasteneingabe am Computer abgerufen und gespeichert werden.

### **4.3 Generierung der digitalen Landmarkenkarte**

Für die Erstellung der digitalen Karte war es möglich, auf vorhandene Daten der DGPS Präzisionsmessungen zur Validierung von Radarsatellitendaten des DLR zurückzugreifen. Diese beinhalteten einen großen Teil der Lampen-, Ampel- und Verkehrszeichenmasten der Claude-Dornier-Straße. Zusätzliche Messungen konnten mit einer eigens konstruierten Messrahmenkonstruktion und dem DGPS-Gerät durchgeführt werden.

den. Abbildung 29 zeigt den Einsatz der Messrahmenkonstruktion im Untersuchungsgebiet. Insgesamt konnten 29 Landmarken innerhalb des Testgebiets gewonnen werden.



*Abbildung 29: DGPS-Messrahmenkonstruktion*

Der Messrahmen ermöglicht eine einheitliche Messung der Masten mit DGPS. Die Antenne wird dabei in definierten Abständen zu den jeweiligen Masten auf den Rahmen befestigt. Die Zentrumskoordinaten der Masten werden durch Extrapolation der Hilfspunkte M1 und M2 (s. Abbildung 30) berechnet. Daraufhin ist es möglich, den globalen Richtungswinkel von M2 nach M1 zu bestimmen. Im Anschluss kann zusammen mit der Distanz zum Zylinderzentrum der Neupunkt mit trigonometrischer Funktionen durch polares Anhängen an M1 bestimmt werden (vgl. [55], S. 41).

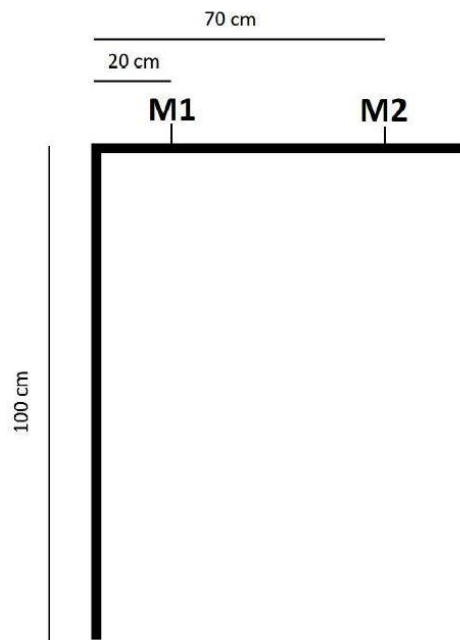


Abbildung 30: schematische Skizze der Messrahmenkonstruktion

nach [59] S. 11

Die Koordinaten liegen als ebene, kartesische WGS 1984 Koordinaten in der UTM 32N Abbildung (EPSG-Code: 32632) vor. Bei Betrachtung der horizontalen Messgenauigkeiten des GPS Gerätes ergibt sich für alle 29 Landmarken eine mittlere Lagegenauigkeit (2D) von 1,8 Zentimeter (s. Anlage 2).

Die Zentrumskoordinaten der Landmarken konnten im *Comma-separated value* Format (kurz: CSV) abgespeichert werden.

Für eine anschauliche Visualisierung konnte ein digitales Orthophoto, also ein lage- und maßstabsgetreues Abbild der Erdoberfläche (vgl. [60]) mit einer Bodenauflösung von 5 Zentimeter als Hintergrundkarte verwendet werden. Dieses ist in Abbildung 27 auf Seite 49 zu betrachten. Aufgrund fehlender geometrischer Kalibrierung (Orthorektifizierung) der Bilddaten ([61]) mit Hilfe der Radarpasspunkte ergibt sich in den folgenden Darstellungen des Kapitels 4.4 ein geringer Lageversatz der Hintergrundkarte gegenüber den Positionen der Landmarken.



## 4.4 Aspekte der Implementierung

Für die algorithmische Umsetzung des Partikel Filters wurde die *Robotics Toolbox* in Version 9.10 von [6, 62] für MATLAB® [63] als Grundlage verwendet. Der objektorientierte Ansatz ermöglicht die gezielte Verwendung von objektbezogenen Eigenschaften und Methoden. Folgende Objektklassen werden verwendet: *Vehicle*, *Map*, *RangeBearingSensor* und *ParticleFilter*. Das UML-Klassendiagramm in Anlage 3 gibt einen Überblick über alle verwendeten Objektklassen mit zugehörigen Eigenschaften und Methoden.

### 4.4.1 Initialisierung

Da der Algorithmus noch nicht weiß, wo sich das Fahrzeug befindet und in welche Richtung es ausgerichtet ist, werden die Partikel gleichmäßig und zufallsbasiert verteilt. Es wird davon ausgegangen, dass die grobe, globale Position des Fahrzeugs durch GPS bekannt ist. Die Partikel werden somit in der Initialisierungsphase in einem Bereich von 10 auf 10 Meter um den wahren Startpunkt des Fahrzeuges gleichmäßig und zufällig gesetzt (Abbildung 31).



Abbildung 31: Initiale Partikelwolke

Die grünen Punkte symbolisieren dabei den Ort (X- und Y-Koordinate) und die anliegende grüne, kurze Linie signalisiert die globale Ausrichtung (Kurswinkel) der Partikel.

Da die Partikel zufällig um das Fahrzeug verteilt werden, kann eine zu geringe Anzahl an Partikeln und eine ungünstige Konstellation zu einer fehlerhaften oder mangelnden Gewichtung der Partikel in den ersten Iterationsstufen führen. Dieser Effekt steht in Zusammenhang mit den verwendeten Parametern im Bewegungsmodell und der Gewichtungsfunktion. Zu diesem Zweck wurde der Programmcode angepasst. Eine initiale Anzahl an Partikeln von 2000 für die ersten fünf Iterationen erwies sich als stabil. Für alle weiteren Iterationen werden 500 Partikel verwendet.

#### 4.4.2 Bewegung

Die für die Aktualisierung der Partikel benötigten Odometriedaten (zurückgelegte Distanz und Änderung des Kurswinkels) werden aus den DGPS Referenzkoordinaten gewonnen. Aus den Koordinaten von Zeitpunkt  $t_k$  und  $t_{k+1}$  wird der euklidische Abstand  $r_{k,k+1}$  und die Kursänderung aus den Richtungswinkel  $s_{k,k+1}$  berechnet. Die Ergebnisse werden in der Partikelfilter Eigenschaft `pf.odo` gespeichert. Für die gesamte Teststrecke ergibt sich eine Standardabweichung des euklidischen Abstands von  $\sigma_r = 0,017$  m und für die Änderung des Kurswinkels eine Standardabweichung von  $\sigma_s = 2,57^\circ$  (s. Anlage 4). Für das Abdriften der Partikel im Bewegungsmodell (s. Kapitel 3.3.1, Formel (5)) wird daher folgende Varianz-Kovarianzmatrix angenommen:

$$Q = \begin{bmatrix} 0,02 & 0 & 0 \\ 0 & 0,02 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}^2$$

Es handelt sich hierbei um eine 3x3 Diagonalmatrix, da diese auf den 3x1 Vektor der Pose des Partikels (s. Formel (3)) angewendet wird. Für ein Abdriften der Partikel in der Bewegung werden folglich  $\pm 2$  Zentimeter und  $\pm 3$  Grad angenommen.

Die neue Pose  $X_{t+1}$  aller Partikel wird gemäß dem Bewegungsmodell (Formel (5)) aus Kapitel 3.3.1 und deren vorherigen Posen  $X_t$  berechnet.

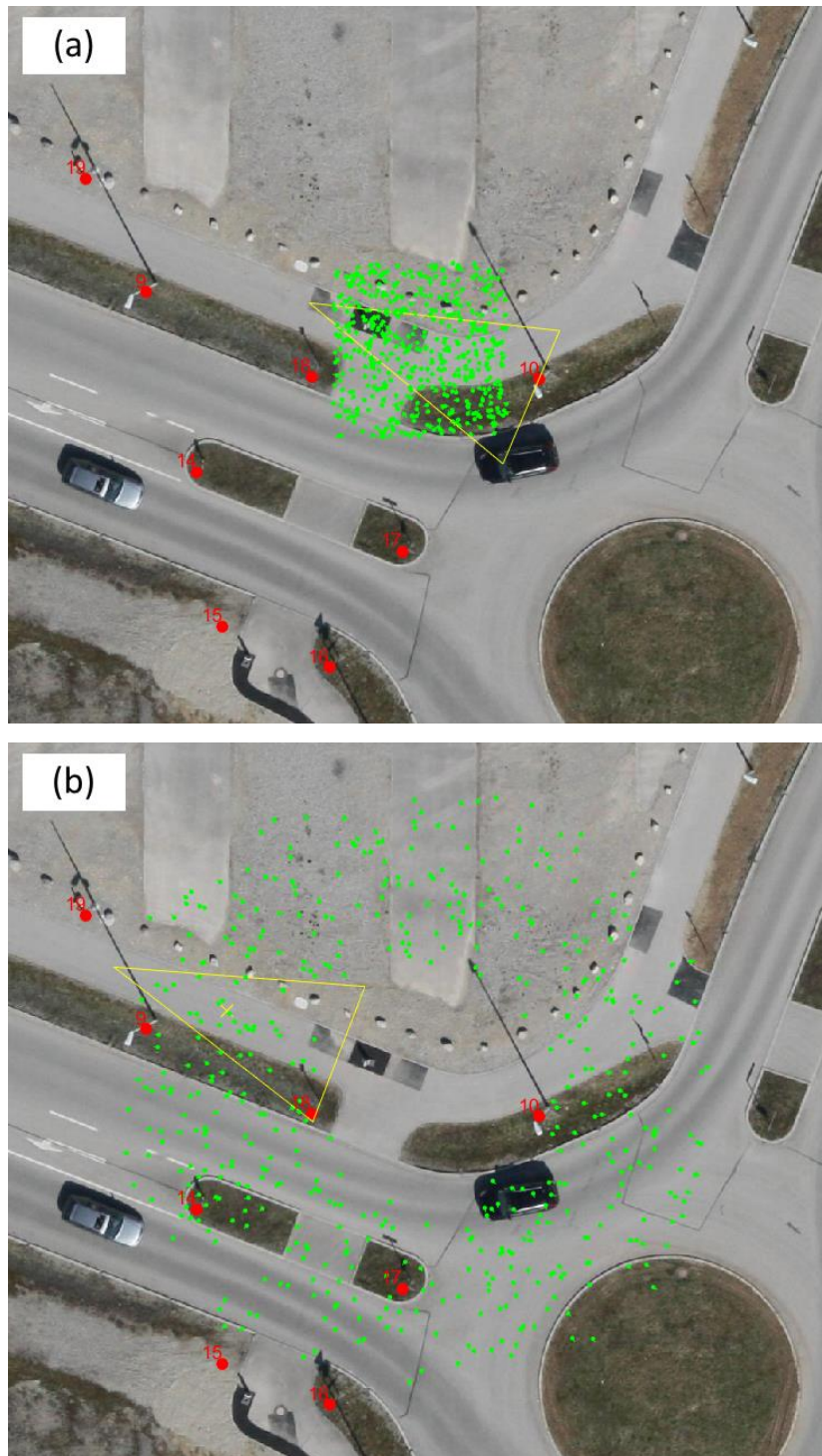


Abbildung 32: Visualisierung des Bewegungsmodells

In Abbildung 32 kann das Bewegungsmodell isoliert von Messungen und Bewertungen der Partikel betrachtet werden: Abbildung 32(a) zeigt die initiale Phase der Partikel. Alle Partikel sind zufällig und gleichmäßig um den Standort des Fahrzeuges gesetzt. Nach 25 Iterationsstufen ergibt sich Abbildung 32(b) mit einer ringförmigen Anordnung

der Partikel. Diese Anordnung beweist, dass die Partikel aufgrund der Unsicherheit in der initialen Kursrichtung in alle möglichen Richtungen blicken.

#### 4.4.3 Messungen

Für den Partikelfilter ist es notwendig, dass dieser eine Einzelmessung (bestehend aus einer Entfernungs- und einer Winkelmessung) zu einer Landmarke als Eingangsgröße bekommt. Als mathematischer Grundkörper für die Landmarken wird ein Zylinder angenommen. Da jedoch in Abhängigkeit der Entfernung Scanner zu Objekt die Punktdichte am Objekt variiert (vgl. Tabelle 2, Kapitel 4.1.1), müssen diese Rohdaten zuerst noch einer Vorverarbeitung unterzogen werden. Abbildung 33 zeigt eine Detailaufnahme eines stangenförmigen Objektes in 2 Meter Entfernung zum Laserscanner. Die Grafik zeigt auf, dass im vorliegenden Fall eine Landmarke mit 15 Einzelmessungen erfasst wird (rote Punkte).

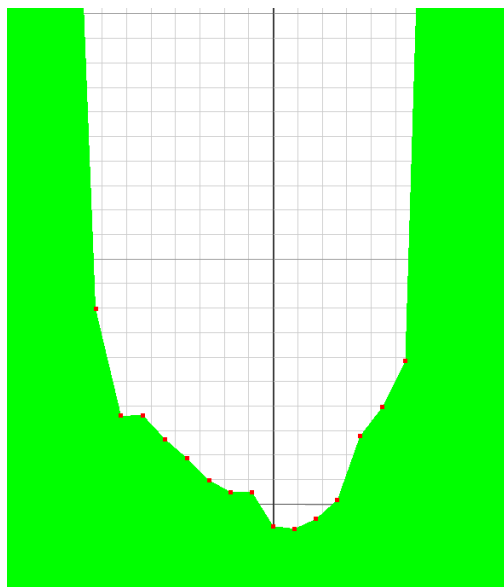


Abbildung 33: Detailaufnahme eines Lichtmasts in 2 Meter Entfernung zum LiDAR Sensor

Diese zahlreichen Messungen müssen nun auf eine bestmögliche Einzelmessung in Richtung Zylinderzentrum der Masten angeglichen werden. Pseudocode 1 und Abbildung 34 zeigen ein einfaches Vorgehen mit einem Median-Filter. Dabei werden in den Rohdaten ( $Z$ ) zusammenhängende Messungen für eine Landmarke gesucht, temporär



in einer Variablen ( $h$ ) gespeichert und abschließend der Median der Daten berechnet ( $m$ ).

- Suche in Vektor  $Z$  alle Indizes mit Messeinträgen ungleich von „0“ und speichere diese in  $k$
- Schreibe alle Messwerte der zusammenhängenden Indizes aus  $k$  in einer Variablen  $h$  zusammen
- Bilde den Median von  $h$  und speichere in Variable  $m$

*Pseudocode 1: Median Filter*

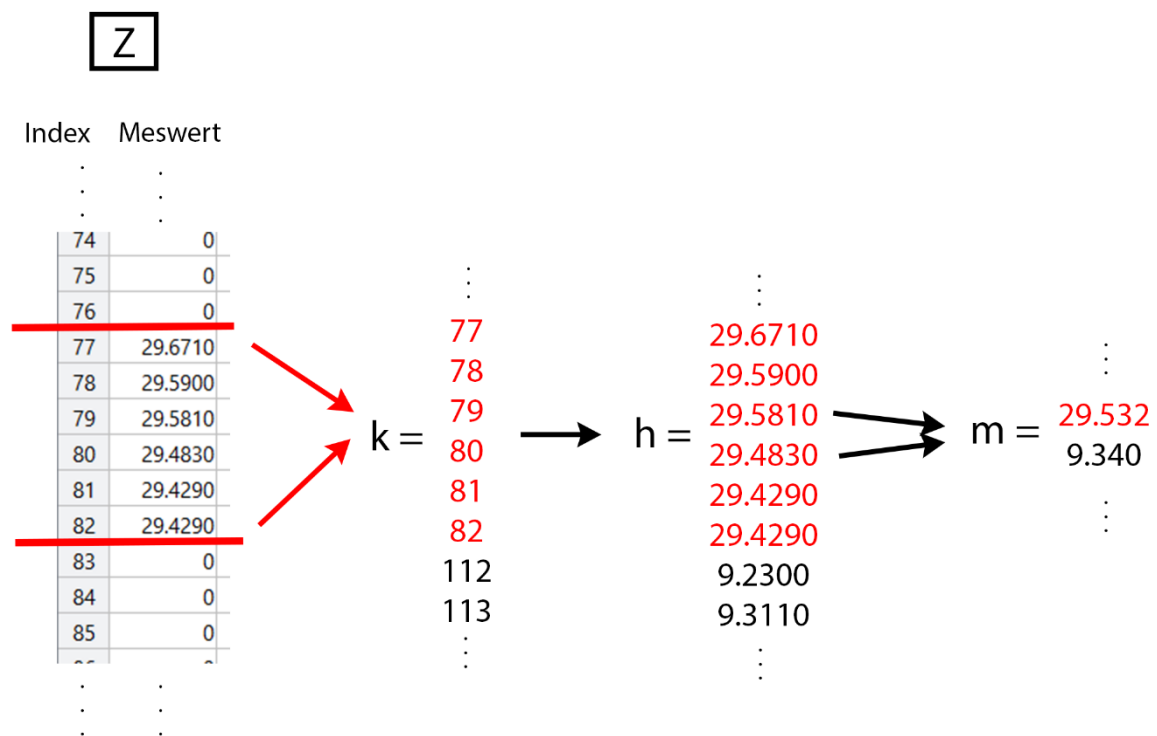


Abbildung 34: Prinzip Medianfilterung der Rohdaten

Die Funktion zur Datenfilterung der Rohdaten *data\_filter()* befindet sich in Objektklasse *RangeBearingSensor* und wird innerhalb der Iteration *pf.step()* aufgerufen. In der grafischen Darstellung werden die Messungen als blaue, gestrichelte Linien dargestellt (Abbildung 35).

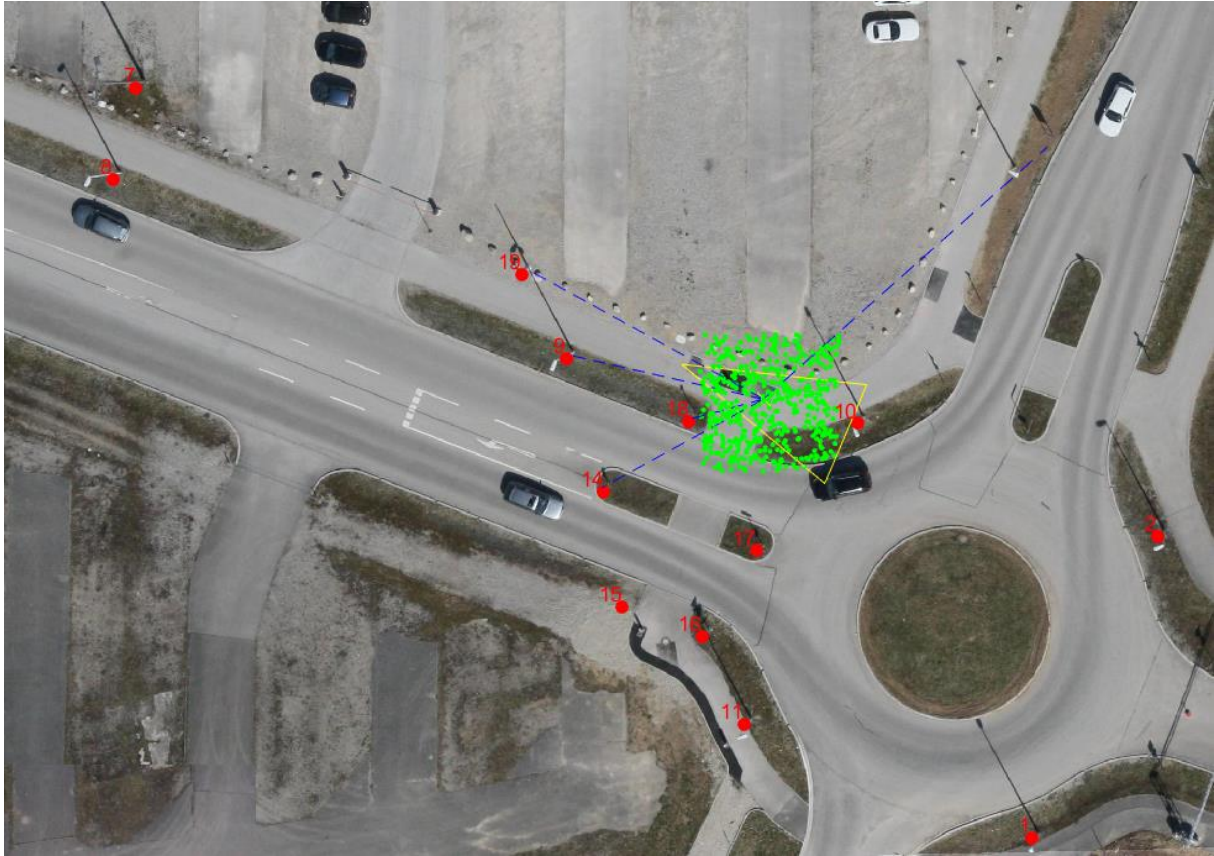


Abbildung 35: Visualisierung der Messungen mit initialer Partikelwolke

#### 4.4.4 Gewichtung/ Bewertung der Partikel

Für die Bewertung der Partikel werden zuerst alle Strecken und Winkel jedes einzelnen Partikels zu jeder Landmarke mit Hilfe trigonometrischer Funktionen mit Messmodell  $h$  (s. Kapitel 3.3.2, S. 37) berechnet. Da diese Daten Fehler in Form von Messrauschen enthalten, wird anders als in Formel (7) auf Seite 37 kein Fehlerfaktor in Form einer Varianz-Kovarianzmatrix manuell hinzugefügt. Die Daten werden in den beiden Matrizen *pf.rangeMatrix* und *pf.angleMatrix* als Attribut zur Klasse *ParticleFilter* gespeichert. Die Anzahl der Zeilen in den Matrizen verkörpert die Anzahl der Partikel, die Spalten symbolisieren die Landmarken.

Für alle Partikel:

Für alle Landmarken:

- Berechne Koordinatendifferenzen zwischen Landmarken und Partikel ( $\Delta x$  und  $\Delta y$ )
- Berechne Entfernung  $r$  aus  $\Delta x$  und  $\Delta y$ :

$$r = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$$

- Berechne Winkel  $\alpha$  aus  $\Delta x$  und  $\Delta y$  (aus Sicht Partikelkoordinatensystem):

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) - \theta$$

*Pseudocode 2: Berechnung der Entfernungen und Winkel zwischen Partikel und Landmarken*

Im Anschluss wird jeder Partikel mit jeder Landmarke gegenüber allen einzelnen LiDAR-Messungen verglichen und bewertet (s. Pseudocode 3). Die Ergebnisse des Vergleichs werden sodann in den Matrizen *pf.range\_diff* und *pf.angle\_diff* gespeichert und verkörpern die Differenzen in Entfernung und Winkel. Geringe Unterschiede in Entfernung und Winkel deuten auf eine gute Übereinstimmung zwischen echten und simulierten Messungen hin. Große Differenzen lassen allerdings auf eine schlechte Übereinstimmung schließen. Um diese Differenzen mathematisch zu bewerten, wird die Formel zur bivariaten Normalverteilung (s. Formel (9), Seite 40) verwendet. Mit den Parametern der Varianz-Kovarianzmatrix  $L$  können die Messdifferenzen bewertet werden:

$$L = \begin{bmatrix} 0,10 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}^2$$

Die Varianzen von  $L$  sind Erfahrungswerte und bedeuten, dass Gewichtungen von Streckendifferenzen größer als 0,10 Meter und Winkeldifferenzen größer 2 Grad gegen den Wert „0“ konvergieren, also gering bis gar nicht gewichtet werden. Zusätzlich kann mit einem Offset ( $w_0$ ) eine Restwahrscheinlichkeit für wenig zutreffende Partikel festgelegt werden. Die Einzelgewichtungen werden innerhalb der Iterationsstufe für jede Einzelmessung aufsummiert und in der Eigenschaft *pf.weight* gespeichert.

Für alle Messungen:

Für alle Partikel:

Für alle Landmarken:

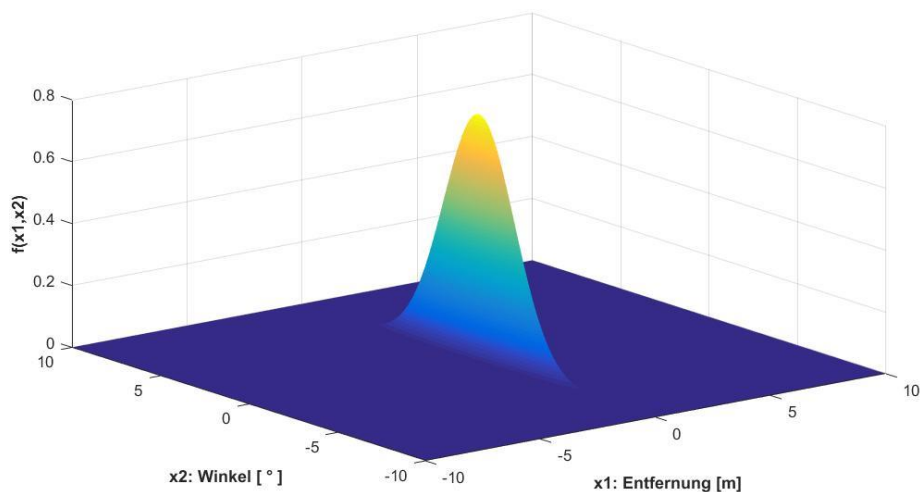
- Berechne Differenzen in Entfernung  $\Delta r$
- Berechne Differenzen in Winkel  $\Delta \alpha$
- Berechne Gewichtung:

$$weight = \frac{1}{2\pi\sqrt{|L|}} \cdot e^{\left(-\frac{1}{2} \cdot \begin{pmatrix} \Delta r \\ \Delta \alpha \end{pmatrix}^T \cdot L^{-1} \cdot \begin{pmatrix} \Delta r \\ \Delta \alpha \end{pmatrix}\right)} + w_0$$

Normierung der Gewichtungen: Teile Einzelgewicht durch die Summe aller Gewichte

$$weight = \frac{weight}{\sum_{n=1}^n weight}$$

*Pseudocode 3: Gewichtungsfunktion*



*Abbildung 36: bivariate Normalverteilung der verwendeten Wahrscheinlichkeitsfunktion*

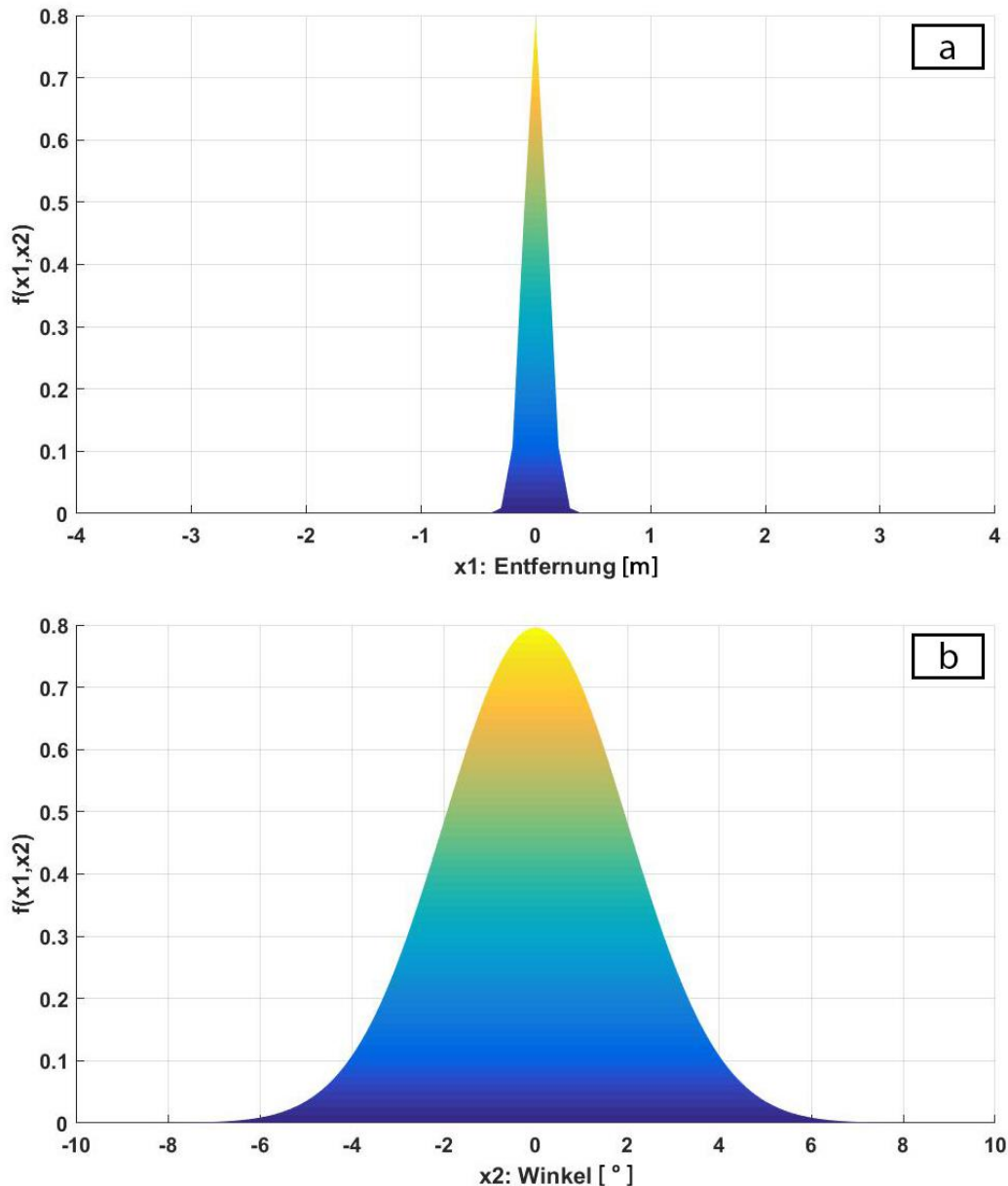


Abbildung 37: getrennte Betrachtung der Wahrscheinlichkeitsfunktion für Entfernung und Winkel

#### 4.4.5 Resampling

Nachdem jedes Partikel bewertet wurde, müssen diejenigen Partikel mit der größten Gewichtung für die nächste Iteration ausgewählt werden und dementsprechend häufiger in der nächsten Generation wieder vorkommen. Die Methode `select()` der Objektklasse `ParticleFilter` wählt anhand der Gewichtungen aus dem Vektor `pf.weight` diejenigen Partikel bevorzugt aus, welche eine hohe Bewertung aufweisen. Der Vektor enthält die von Methode `observe()` berechneten und normierten Gewichtungen im Wertebereich von 0 bis 1. Da diese Gewichtungen relative Werte darstellen und numerisch

sehr klein sein können, werden sie zur besseren Unterscheidung voneinander mit einem konstanten Wert multipliziert und in einer temporären Variablen gespeichert. Anschließend wird ein weiterer Vektor  $V$  erzeugt, welcher die Länge der Summe aller Einzelgewichtungen aller Partikel besitzt. In einer Bearbeitungsschleife (s. Pseudocode 4) wird der Vektor  $V$  gemäß der anteiligen Gewichtung der Partikel mit deren Indizes beschrieben. Abbildung 38 zeigt exemplarisch die Erstellung von  $V$ . Ein Partikel mit einer hohen Gewichtung, wie Partikel Nr. 50, bekommt einen größeren Anteil am Vektor  $V$  zugesprochen, als ein Partikel mit einer geringeren Gewichtung, wie Nr. 49 (s. Abbildung 38).  $V$  enthält somit die Indizes der Partikel gemäß deren Gewichtung.

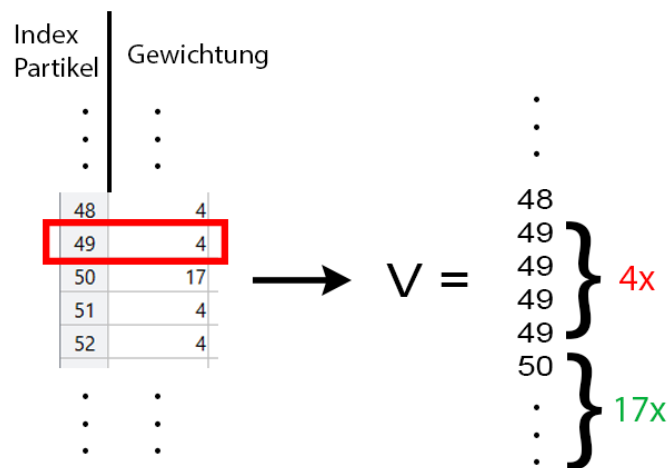


Abbildung 38: vereinfachtes Prinzip des Resampling

Die nächste Generation an Partikeln wird zufallsbasiert aus  $V$  ausgewählt. Dazu wird ein Vektor  $iSelect$  mit Zufallszahlen im Indexwertebereich von  $V$  generiert. Die Länge von  $iSelect$  entspricht der Anzahl der Partikel. Werden nun die Zufallsindizes auf  $V$  angewendet, ist die Chance ein Partikel mit hoher Gewichtung zu bekommen größer, da dieser auch relativ häufiger in  $V$  auftritt. Die daraus gewonnenen Partikelindizes werden daraufhin für die nächste Generation der Partikel verwendet. Die Anzahl der Partikel bleibt erhalten, in räumlichen Bereichen mit hoher Übereinstimmung der Messungen bilden sich Ballungen.

Für alle Partikel:

- Runde Gewichtung des Partikels auf ganzzahliges Element
- Multipliziere Index des Partikels mit seiner Gewichtung und fülle Vektor  $V$  der Länge  $\sum_{n=1}^n weight$
- Erstelle Zufallsvektor  $iSelect$  mit Länge  $NParticles$  (Anzahl der Partikel) und multipliziere mit der Länge von  $V$
- Wende Zufallsvektor  $iSelect$  auf  $V$  an:  $nextGen = V[iSelect]$
- Wähle nächste Generation der Partikel aus:  $Particles_{new}[] = Particles_{old}[nextGen]$

*Pseudocode 4: Resampling*

Für die Schätzung der Trajektorie wird der Mittelwert der Koordinaten aller Partikel aus jeder Iteration berechnet und in der *ParticleFilter* Eigenschaft *pf.x\_est* gespeichert.



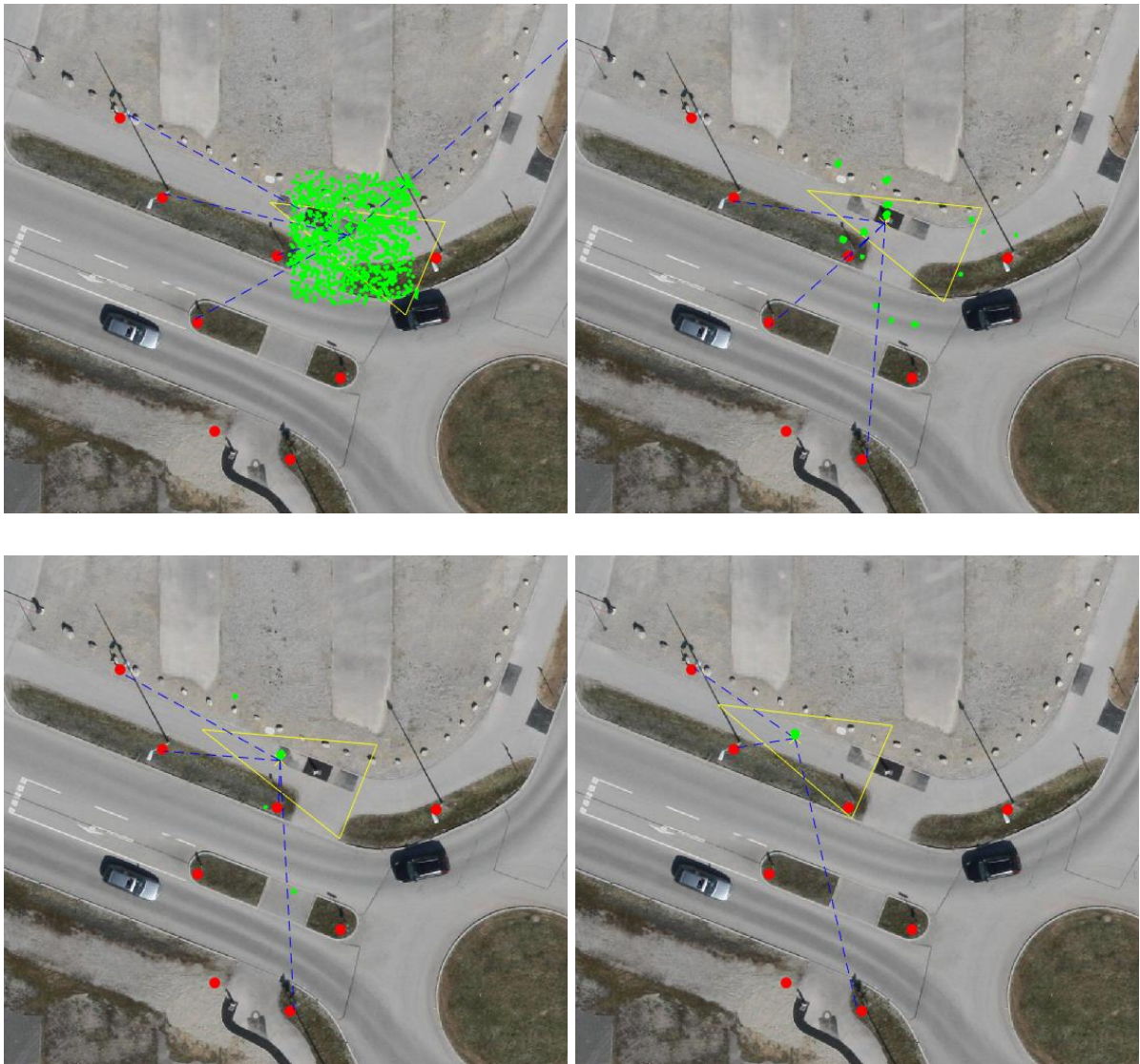


Abbildung 39: Ergebnisdarstellung einiger Iterationen

Abbildung 39 zeigt einige Iterationsstufen. Aus der großen Partikelwolke bildet sich um die beste Schätzung ein Cluster.



## 4.5 Genauigkeitsanalyse

Bedingt durch die zufällige Verteilung der Partikel ist die Unsicherheit unmittelbar nach der Initialisierung am höchsten.

Eine einfache Möglichkeit das Verhalten der Partikel während der Iterationen zu beobachten ist die Visualisierung der Standardabweichung, also der Streuung der Partikel um ihren Mittelwert. Dazu wird die Standardabweichung aus allen Partikelposen ( $X$ ,  $Y$  und Kurswinkel  $\theta$ ) gegenüber den Zeitschritten in einem kartesischen Koordinatensystem geplottet (s. Abbildung 40).

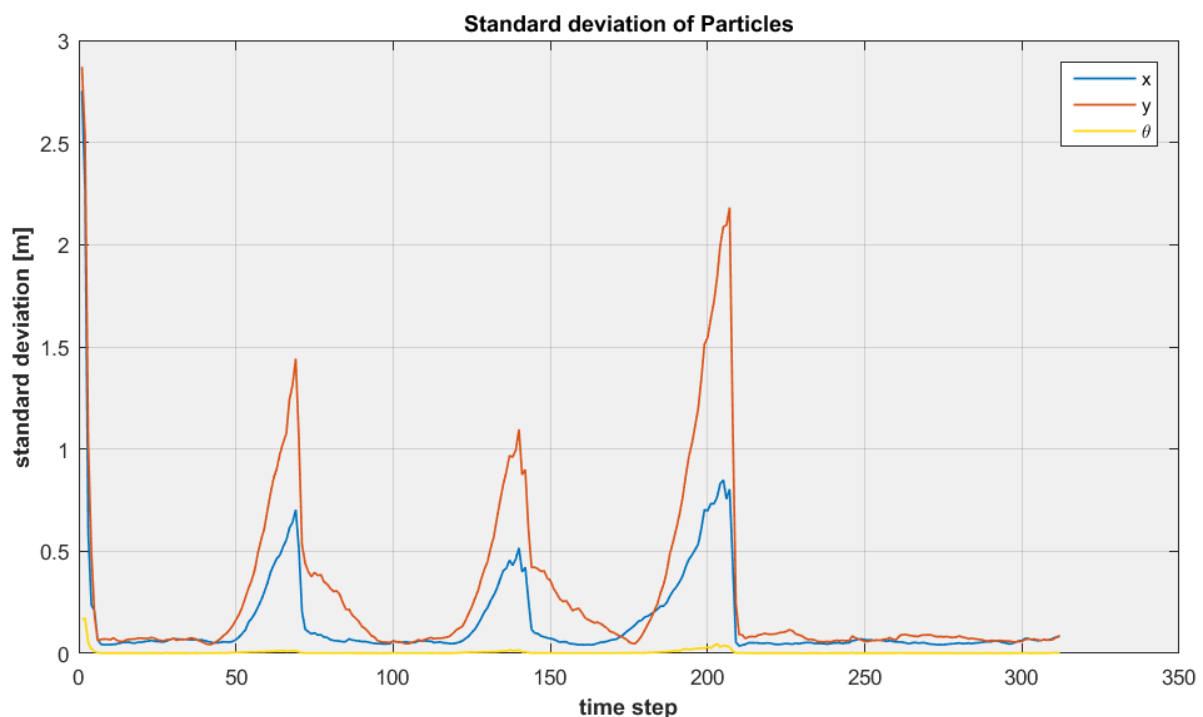


Abbildung 40: grafische Darstellung der Streuung der Partikel (Standardabweichung)

### 4.5.1 Abweichungen der Trajektorie

Gegenüber der Referenztrajektorie der DGPS Messung können die Koordinatenabweichungen zur geschätzten Trajektorie durch einfache Differenzbildung berechnet werden. Dabei werden die Koordinatenunterschiede in  $X$ - und  $Y$ -Richtung berechnet und in einem Plot gegenüber der Zeitachse dargestellt (s. Abbildung 41). Die eigentliche Differenz der Position wird durch Berechnung des euklidischen Abstands zwi-

schen beiden Koordinaten (Referenz- und Schätzungscoordinate) erzeugt und in Abbildung 41 als grüne Kurve dargestellt. Zusätzlich wurden die drei Maxima numerisch beschriftet. Die violette Linie in der Abbildung gibt die mittlere Koordinatenabweichung aus der euklidischen Distanz wieder und beträgt für diesen exemplarischen Durchlauf 39,7 Zentimeter.

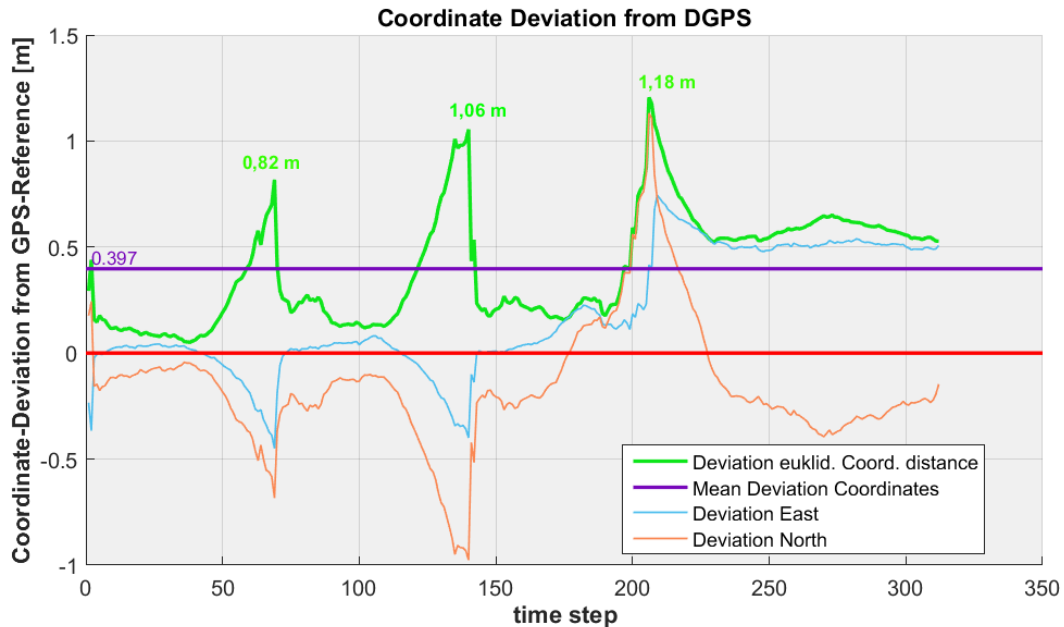


Abbildung 41: Koordinatenabweichungen zur Referenztrajektorie

Nach zehn voneinander unabhängigen Durchläufen des gesamten Algorithmus betrug die mittlere Abweichung im Mittel 37,1 Zentimeter. Wie eingangs beschrieben wurden 2000 Partikel in den ersten fünf Iterationen und 500 Partikel für die restlichen Iterationen der Teststrecke verwendet (s. Kapitel 4.4.1).

#### 4.5.2 Fehlerellipsen

Um einen Überblick über die erreichbare Positionsgenauigkeit der geschätzten Trajektorie zu erhalten, wird die Position des Roboters als Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion angesehen. Die eindimensionale Gaußsche Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion ist in Formel (8) in Kapitel 3.3.3 auf Seite 38 näher beschrieben. Die  $1\sigma$ -Grenze wird für alle Punkte für  $x$  definiert, welche folgendes Kriterium erfüllen:

$$(x - \mu_x)^T K^{-1} (x - \mu_x) = 1 \quad (12)$$

nach: [6], S. 114

mit:  $\mu_x$  als Mittelwert von  $x$  und  $K \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  als Varianz-Kovarianzmatrix

Das Ergebnis ist eine Ellipse. Da sie die Positionsunsicherheit beschreibt, wird sie auch als Fehlerellipse bezeichnet. Eine große Ellipse entspricht einem breiten Peak des Graphen der Funktion und somit einer geringen Sicherheit in der Position.

(vgl. [6], S. 114)

Für die geschätzte Position des Fahrzeugs wird nach jeder zehnten Iteration (dies entspricht etwa alle 5 Meter zurückgelegter Weg) eine Fehlerellipse aus allen Partikeln berechnet und geplottet. Hierfür wird in jeder Iteration die Varianz für die X-Koordinate, Y-Koordinate und die Kovarianz für XY aus allen Partikeln berechnet. Mit diesen Werten wird eine Varianz-Kovarianzmatrix (s. Formel (10)) gebildet. Aus dieser kann mit Hilfe der Methodik `plot_ellipse()` (nach [62]) aus der Toolbox eine Ellipse gebildet werden.

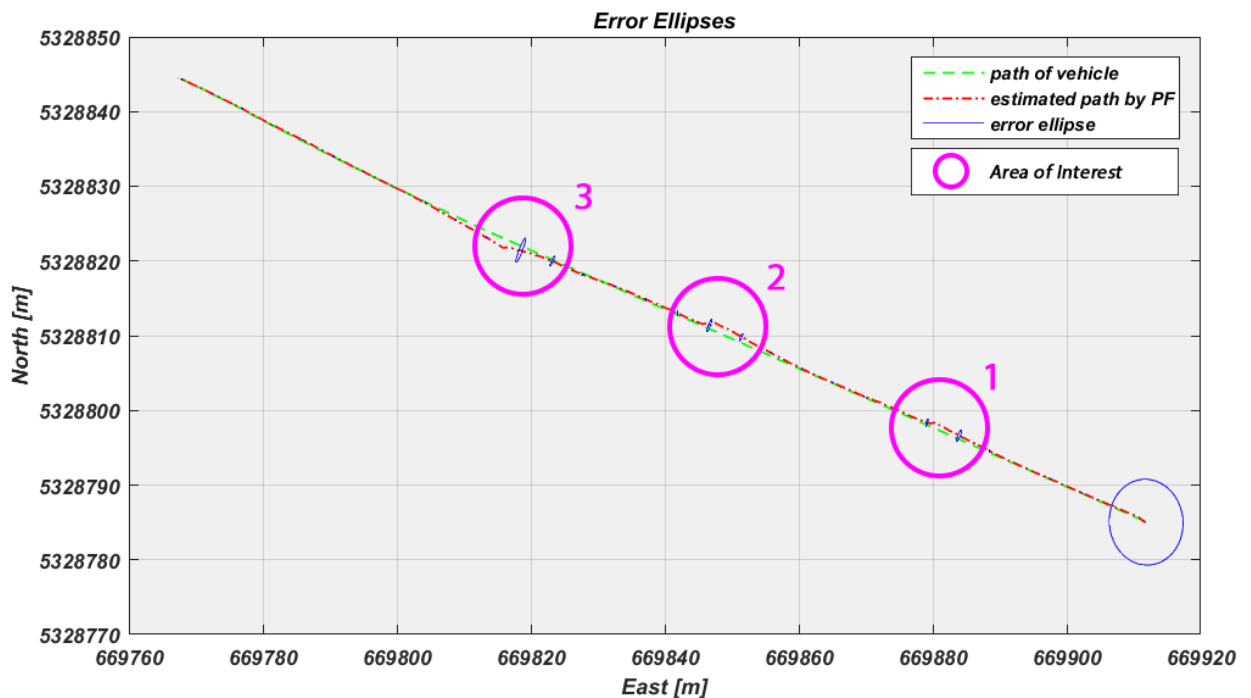


Abbildung 42: Übersicht und Vergleich der Trajektorien mit Fehlerellipsen der Partikel

### 4.5.3 Detailbetrachtung der Ergebnisse

Wie man anhand der Streuung der Partikel und deren Abweichung zur Referenztrajektorie in den Abbildungen Abbildung 40, Abbildung 41 und Abbildung 42 sehen kann, existieren drei Bereiche, welche mit größeren Unsicherheiten in der Position und Abweichungen zur Referenzmessung behaftet sind. Im Folgenden wird im Detail auf diese Bereiche eingegangen:



Abbildung 43: Detailansicht Trajektorien (Gebiet 2)

Abbildung 43 zeigt die Detailansicht von Bereich 2 aus Abbildung 42. Hier ergibt sich eine maximale Abweichung der Trajektorie von 1,06 Metern. Die violette Punktmarkierung in Abbildung 43 symbolisiert die maximale Standardabweichung aller Partikel in dieser Region und beträgt 1,10 Meter. Ausschlaggebend sind unter anderem Fehlmessungen zu Objekten, welche keine Landmarken darstellen, wie bspw. die großformatige, gelbe Straßenbeschilderung (in Abbildung 43 unten links zu sehen).

Fehlende Messungen, wie sie speziell im Bereich von Gebiet Nummer 3 (vgl. Abbildung 42) auftreten, bewirken, dass das Messmodell (s. Kap. 3.3.2) nicht angewendet werden kann und alle Partikel dadurch gleich bewertet werden. Folglich sind keine Partikel höher oder geringer bewertet. Die Streuung der Partikel entsteht durch das

Bewegungsmodell (s. Kap. 3.3.1). Kommt das Fahrzeug wieder in die Nähe von Landmarken und kann erfolgreich Messungen ausführen, werden Partikel wieder entsprechend gewichtet und die Streuung der Partikel wird geringer. Die Schätzung der Position wird präziser.

## 5 Diskussion und Ausblick

Die vorliegende Arbeit beschreibt ein Vorgehen zur Bestimmung der eigenen Position mit Hilfe wahrscheinlichkeitstheoretischer Grundlagen und Landmarken in Form einer digitalen Karte. Die Ergebnisse zeigen, dass ein probabilistischer Ansatz helfen kann, die eigene Position, ohne globaler Positionierungsmethoden wie GPS, zu bestimmen. Die Arbeit zeigt, dass dabei Lagegenauigkeiten im Dezimeterbereich gegenüber präzisen Referenzmessungen möglich sind und die Positionsgenauigkeit eines Fahrzeugs gegenüber einfachen GPS-Empfängern gesteigert werden kann. Verwendet wurde dazu ein einfaches LiDAR Instrument.

Bei den erzielten Ergebnissen ist anzumerken, dass von einer hochgenauen Lagegenauigkeit der Landmarken von wenigen Zentimetern (s. Kapitel 4.3) ausgegangen wird. In Hinsicht der zu erreichbaren Positionsgenauigkeit des Fahrzeugs lässt sich sagen, dass der Ansatz nur so gut sein kann, wie seine Eingangsdaten in Form der digitalen Karte sind. Referenzdaten mit einer geringen Genauigkeit haben direkt eine geringe Lokalisierungsgenauigkeit zur Folge (vgl. [16]). Je präziser die Landmarken in Form der digitalen Karte vorliegen und je genauer die verwendete Sensorik diese erfassen kann, desto präziser kann eine Eigenverortung erfolgen.

Weiterführend wäre der Einsatz zusätzlicher Fahrzeug Sensorik, wie Kameras oder Radar, zu analysieren und in das System der Positionierung zu integrieren. Sensordatenfusion kann einen sinnvollen Beitrag zur Zuverlässigkeit und Präzision der Positionierung innerhalb urbaner Bereiche leisten. Zusätzliche Redundanz durch verschiedene Sensortypen hilft insbesondere dann, wenn Sensoren ausfallen oder bestimmte Merkmale der Umgebung von einer gewissen Sensorik zuverlässiger detektiert werden können. Das komplexe Umfeld des Fahrzeugs mit statischen und dynamischen Objekten kann somit besser wahrgenommen und interpretiert werden.

Sind kaum oder keine stangenförmigen Objekte im Stadtbereich verwendbar, könnten planare Merkmale, wie beispielsweise Häuserfassaden dem System bei der Positionierung ebenfalls hilfreich sein. Um ein zu großes Abdriften der Partikel von der tatsächlichen Position zu verhindern, könnte eine bestimmte Anzahl an Partikeln stets an den Ort der Schätzung der GPS-Pose gesetzt werden (vgl. Vorgehen nach [64]). Dadurch können Streckenabschnitte ohne ausreichender Anzahl an Landmarken überbrückt werden und es ergeben sich keine groben Fehler in der Schätzung der eigenen Position.

Eine Simulation der Methodik mit verschiedenen Parametern zur Sensorik könnte bei der Validierung der Robustheit des Systems dienen. Dabei gilt es herauszufinden, wie gut gewisse Parameter sein müssen, damit das System noch funktioniert.

Anstatt eines merkmalsbasierten Messmodelles könnte ein Modell verwendet werden, welches Sensorrohdaten integrieren kann. Dadurch könnten mehr Informationen aus der Umgebung gewonnen werden, da Merkmalsextraktoren stets hochdimensionale Sensormessungen in einen niedrigdimensionalen Raum projizieren.

Die Idee und die Umsetzung der Monte Carlo Lokalisierung konnte zusätzlich für den universitären Wettbewerb des *ITS World Congress 2016* in Melbourne aufgegriffen werden (vgl. [65]). Der erstellte Programmcode wurde in Python-Sprache für die Problemstellung der Lokalisierung innerhalb von Autobahnfahrspuren einer digitalen, dreidimensionalen Karte angewendet.

## Abkürzungsverzeichnis

ASCII .....	<i>American Standard Code for Information Interchange</i>
CSV .....	<i>Comma-separated Value</i>
DGPS .....	<i>Differential Global Positioning System</i>
EPSG .....	<i>European Petroleum Survey Group Geodesy</i>
GCP .....	<i>Ground Control Points</i>
GeoTIFF .....	<i>Geo Tagged Image File Format</i>
GIS .....	<i>Geoinformationssystem</i>
GNSS .....	<i>Global Navigation Satellite System</i>
GPS .....	<i>Global Positioning System</i>
LED .....	<i>Light emitting diode</i>
LiDAR .....	<i>Light Detection and Ranging</i>
SAPOS .....	<i>Satellitenpositionierungsdienst der deutschen Landesvermessung</i>
SAR .....	<i>Synthetic Aperture Radar</i>
SLAM .....	<i>Simultaneous Localization and Mapping</i>
SLAR .....	<i>Sidelooking Airborne Radar</i>
TCP/IP .....	<i>Transmission Control Protocol/ Internet Protocol</i>
TOF .....	<i>Time-of-Flight</i>
UAV .....	<i>Unmanned Aerial Vehicle</i>
UTM .....	<i>Universal Transverse Mercator</i>
WGS .....	<i>World Geodetic System</i>
WLAN .....	<i>Wireless Local Area Network</i>

## Formelverzeichnis

(1) Entfernungsmessung Laufzeit .....	13
(2) Transformationsgleichung Affine Transformation .....	25
(3) Pose Roboter .....	31
(4) allgemeine Beschreibung Bewegungsmodell .....	36
(5) mathematische Beschreibung Bewegungsmodell .....	36
(6) allgemeine Beschreibung Messmodell Range-Bearing Sensor .....	37
(7) mathematische Beschreibung des Messmodell Range-Bearing Sensor .....	37
(8) Dichtefunktion der univariaten Normalverteilung .....	38
(9) Dichtefunktion der multivariaten Normalverteilung .....	40
(10) Kovarianzmatrix .....	41
(11) Umrechnung Grad- in Bogenmaß .....	44
(12) Fehlerellipse .....	67



## Literaturverzeichnis

- [1] S. Thrun, W. Burgard und D. Fox, *Probabilistic robotics*. Cambridge, Mass. [u.a.]: MIT Press, 2006.
- [2] skipperguide.de, *Kreuzpeilung*. Verfügbar unter: <https://www.skipperguide.de/wiki/Kreuzpeilung> (09. Mai 2016).
- [3] segeln-wissen.de, *Peilung und Kreuzpeilung*. Verfügbar unter: <http://www.segeln-wissen.de/segelwissen/navigation/peilung-und-kreuzpeilung.html> (09. Mai 2016).
- [4] K. Hannen, *Der Weg steht in den Sternen - Geolino.de*. Verfügbar unter: <http://www.geo.de/GEOlino/technik/der-weg-steht-in-den-sternen-71935.html?t=print> (09. Mai 2016).
- [5] U. Neumann, *Schifffahrt: Navigation - Schifffahrt - Technik - Planet Wissen*. Verfügbar unter: [http://www.planet-wissen.de/technik/schiff-fahrt/von\\_der\\_kogge\\_zur\\_modernen\\_seeschifffahrt/pwienavigation100.html](http://www.planet-wissen.de/technik/schiff-fahrt/von_der_kogge_zur_modernen_seeschifffahrt/pwienavigation100.html) (09. Mai 2016).
- [6] P. I. Corke, *Robotics, Vision & Control: Fundamental Algorithms in Matlab*: Springer, 2013.
- [7] Bertha Benz Memorial Club e.V. und Bertha Benz Memorial Route e.V., *Bertha Benz Memorial Route*. Verfügbar unter: <http://www.bertha-benz.de/index.php?inhalt=home> (20. Apr 2016).
- [8] M. Neißendorfer, *Bertha Benz – Wie eine Frau dem Auto zum Durchbruch verhalf*. Verfügbar unter: <http://www.sueddeutsche.de/auto/bertha-benz-wie-eine-frau-dem-auto-zum-durchbruch-verhalf-1.1736661> (14. Mai 2016).
- [9] J.-M. Zogg, *GPS und GNSS: Grundlagen der Ortung und Navigation mit Satelliten* (18. Apr 2016).
- [10] C. Brenner, F. Bock und A. Schlichting, “Automatisierte Interpretation von LiDAR Mobile Mapping Daten,” in vol. 81, *Terrestrisches Laserscanning 2015*, DVW - Gesellschaft für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement e.V., Ed, Augsburg: Wißner-Verlag, 2015, pp. 45–62.
- [11] C. Brenner, “Extraction of Features from Mobile Laser Scanning Data for Future Driver Assistance Systems,” in *Advances in GIScience: Proceedings of the 12th AGILE Conference*, M. Sester, L. Bernard, and V. Paelke, Eds, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 25–42.
- [12] A. Kramer, “Orientierung im Innern: Lokalisierung und Navigation in öffentlichen Gebäuden,” (deu), *c’t*, no. 12, pp. 134–138, 2014.
- [13] M. Haller, *LED-Licht zur Innenraum-Navigation: LEDs liefern nicht nur Licht, sondern auch Informationen*. Verfügbar unter: <http://www.elektroniknet.de/optoelektronik/ledlighting/artikel/130152/?cid=NL> (05. Jul 2016).
- [14] F. Herbers, *Wenn GPS versagt – Indoor-Navigation - Intelligente Welt*. Verfügbar unter: <http://intelligente-welt.de/wenn-gps-versagt-indoor-navigation/> (21. Jun 2016).

- 
- [15] C. Brenner, "Global Localization of Vehicles Using Local Pole Patterns," in *Pattern Recognition: 31st DAGM Symposium, Jena, Germany, September 9-11, 2009. Proceedings*, J. Denzler, G. Notni, and H. Süße, Eds, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 61–70.
- [16] A. Schlichting und C. Brenner, "Genauigkeitsuntersuchung zur Lokalisierung von Fahrzeugen mittels Automotive-Laserscannern," (deu), *Gemeinsame Tagung 2014 der DGfK, der DGPF, der GfGI und des GiN (DGPF Tagungsband 23/2014)*, 2014.
- [17] C. Brenner, "Vehicle localization using landmarks obtained by a LIDAR mobile mapping system," (eng), *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, vol. 38, pp. 139–144, <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84875202588&partnerID=40&md5=f4bb6958e146f53b30a29241f01f9ce9>, 2010.
- [18] T. Weiss, N. Kaempchen und K. Dietmayer, *Precise Ego-Localization in Urban Areas using Laserscanner and High Accuracy Feature Maps*. Piscataway, N.J.: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2005.
- [19] D. Sokolov, *Selbstfahrende Autos: Fingerabdruck der Straße für exakte Navigation*. Verfügbar unter: <http://www.heise.de/newsticker/meldung/Selbstfahrende-Autos-Fingerabdruck-der-Strasse-fuer-exakte-Navigation-3197640.html?view=print> (09. Mai 2016).
- [20] W. Burgard, D. Fox und S. Thrun, "Probabilistic state estimation techniques for autonomous and decision support systems," (eng), *Informatik-Spektrum*, vol. 34, no. 5, pp. 455–461, <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-81855175922&partnerID=40&md5=2e0c4e726be306221c9462361c9d5476>, 2011.
- [21] L. Oenning und M. Nowroth, *Lieferroboter: Wenn der Roboter die Einkäufe nach Hause bringt - Golem.de*. Verfügbar unter: <http://www.golem.de/news/lieferroboter-wenn-der-roboter-die-einkaeufe-nach-hause-bringt-1511-117528.html> (27. Jan 2016).
- [22] A. Sebayang, *Domino's DRU: Neuseeland bekommt einen fahrerlosen Pizzabringerservice - Golem.de*. Verfügbar unter: <http://www.golem.de/print.php?a=119886> (21. Mrz 2016).
- [23] Lexikon der Geographie, *Triangulation*. Verfügbar unter: [http://www.spektrum.de/lexikon/geographie/triangulation/8256&\\_druck=1](http://www.spektrum.de/lexikon/geographie/triangulation/8256&_druck=1) (17. Mai 2016).
- [24] Universität Rostock, *Triangulation - Geoinformatik Lexikon*. Verfügbar unter: <http://www.geoinformatik.uni-rostock.de/einzel.asp?ID=-1188863688> (19. Mai 2016).
- [25] G. Petrahn, *Grundlagen der Vermessungstechnik*. Berlin: Cornelsen, 2010.
- [26] Universität Rostock, *Trilateration - Geoinformatik Lexikon*. Verfügbar unter: <http://www.geoinformatik.uni-rostock.de/einzel.asp?ID=1359546918> (19. Mai 2016).
- [27] C. Dipl.-Ing (FH) Wolff, *Radar Basics - Entfernungsmessung mit Radar - radar-tutorial.eu*. Verfügbar unter: <http://www.radartutorial.eu/01.basics/Entfernungsmessung%20mit%20Radar.de.html> (24. Apr 2016).

- [28] M. Wößner, *Bestimmung der Position beim GPS-System - Laufzeitmessung*. Verfügbar unter: <http://www.kowoma.de/gps/Positionsbestimmung.htm> (15. Jun 2016).
- [29] M. Wößner, *Fehlerquellen bei der GPS Positionsbestimmung*. Verfügbar unter: <http://www.kowoma.de/gps/Fehlerquellen.htm> (15. Jun 2016).
- [30] D. Klimentjew und A. Stroh, "Grundlagen und Methodik der 3D-Rekonstruktion und ihre Anwendung für landmarkenbasierte Selbstlokalisierung humanoider Roboter," Diplomarbeit, Universität Hamburg, Hamburg, 2008.
- [31] I. Gehard, *3D-Kamera mit Time-of-Flight*. Verfügbar unter: <http://www.all-electronics.de/3d-kamera-mit-time-of-flight/> (20. Jun 2016).
- [32] Stemmer Imaging, *3D Time of Flight-Kameras*. Verfügbar unter: <http://www.stemmer-imaging.de/de/grundlagen/kameras-3d-time-of-flight-kameras/> (20. Jun 2016).
- [33] P. Balzer, *Fahrzeugumfeldsensorik: Überblick und Vergleich zwischen Lidar, Radar, Video*. Verfügbar unter: <http://www.cbcity.de/fahrzeugumfeldsensorik-ueberblick-und-vergleich-zwischen-lidar-radar-video> (15. Jun 2016).
- [34] K. Baldenhofer und N. Marschall, *Laserscanner - Lexikon der Fernerkundung*. Verfügbar unter: <http://www.fe-lexikon.info/lexikon-l.htm#laserscanner> (15. Jun 2016).
- [35] *DIN 18716 - Photogrammetrie und Fernerkundung - Begriffe*.
- [36] J. Albertz, *Einführung in die Fernerkundung: Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern*, 4th ed. Darmstadt: WBG (Wiss. Buchges.), 2009.
- [37] K. Baldenhofer und N. Marschall, *Radar*. Verfügbar unter: <http://www.fe-lexikon.info/lexikon-r.htm#radar> (23. Apr 2016).
- [38] C. Dipl.-Ing (FH) Wolff, *Radar Basics - Side Looking Airborne Radar (SLAR) - radartutorial.eu*. Verfügbar unter: <http://www.radartutorial.eu/20.airborne/ab06.de.html> (06. Mai 2016).
- [39] C. Dipl.-Ing (FH) Wolff, *Radar Basics - Synthetic Aperture Radar (SAR) - radartutorial.eu*. Verfügbar unter: <http://www.radartutorial.eu/20.airborne/ab07.de.html> (22. Feb 2016).
- [40] Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), *Synthetic Aperture Radar (SAR)*. Verfügbar unter: [http://www.dlr.de/dlr/desktopdefault.aspx/tabid-10382/570\\_read-431//usetemplate-print/](http://www.dlr.de/dlr/desktopdefault.aspx/tabid-10382/570_read-431//usetemplate-print/) (06. Mai 2016).
- [41] C. Gisinger *et al*, "Precise Three-Dimensional Stereo Localization of Corner Reflectors and Persistent Scatterers With TerraSAR-X," (eng), *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 53, no. 4, pp. 1782–1802, 2015.
- [42] U. Balss, H. Runge, S. Suchandt und X. Y. Cong, "Automated Extraction of 3-D Ground Control Points from SAR Images: An upcoming Novel data product," (eng), 2016.
- [43] K. Baldenhofer und N. Marschall, *Georeferenzierung - Lexikon der Fernerkundung*. Verfügbar unter: <http://www.fe-lexikon.info/lexikon-g.htm#georeferenzierung> (17. Jun 2016).

- 
- [44] G. Prof. Dr. Lothar, "Geoinformationssysteme - Anmerkungen zu Rasterdaten," München, 2007.
- [45] ESRI, *Understanding world files: About world files*. Verfügbar unter: [http://web-help.esri.com/arcims/9.2/general/topics/author\\_world\\_files.htm](http://web-help.esri.com/arcims/9.2/general/topics/author_world_files.htm) (27. Mai 2016).
- [46] S. Thrun, "Probabilistic robotics," (eng), *Communications of the ACM*, vol. 45, no. 3, pp. 52–57, <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0242681379&partnerID=40&md5=dfb4eb8fa6bdcf65931333a8d55b4ba8>, 2002.
- [47] S. Thrun, "Particle Filters in Robotics," *Proceedings of Uncertainty in AI (UAI)*, <http://robots.stanford.edu/papers/thrun.pf-in-robotics-uai02.pdf>, 2002.
- [48] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard und F. Dellaert, "Robust Monte Carlo localization for mobile robots," (eng), *Artificial Intelligence*, vol. 128, no. 1-2, pp. 99–141, <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0035336711&partnerID=40&md5=12c5af5375165c320adec6b40ac69828>, 2001.
- [49] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, und S. Thrun, *Monte Carlo Localization for Mobile Robots*. Verfügbar unter: <http://www.cc.gatech.edu/~dellaert/pub/Dellaert99icra.pdf> (31. Jan 2016).
- [50] MatheGuru.com, *Normalverteilung*. Verfügbar unter: <http://mathe-guru.com/stochastik/31-normalverteilung.html> (19. Mai 2016).
- [51] Hochschule Karlsruhe - Technik und Wirtschaft, *Multivariate Normalverteilung*. Verfügbar unter: <http://www.eit.hs-karlsruhe.de/mesysto/teil-c-stochastische-sig-nale/multivariate-wahrscheinlichkeitstheorie/spezielle-multivariate-verteilungen/multivariate-normalverteilung.html?type=1> (20. Mai 2016).
- [52] J. Rahnenführer, *Die multivariate Normalverteilung: Technische Universität Dortmund*. Verfügbar unter: [https://www.statistik.tu-dortmund.de/fileadmin/user\\_upload/Lehrstuehle/Genetik/MV0809/Vorlesung20081020.pdf](https://www.statistik.tu-dortmund.de/fileadmin/user_upload/Lehrstuehle/Genetik/MV0809/Vorlesung20081020.pdf) (20. Mai 2016).
- [53] U. Prof. Dr. Kamps, *Normalverteilung*. Verfügbar unter: <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Definition/normalverteilung.html> (20. Mai 2016).
- [54] Hokuyo Automatic Co, LTD, *UTM-30LX-EW Specification*. Verfügbar unter: [https://www.hokuyo-aut.jp/02sensor/07scanner/download/pdf/UTM-30LX-EW\\_spec\\_en.pdf](https://www.hokuyo-aut.jp/02sensor/07scanner/download/pdf/UTM-30LX-EW_spec_en.pdf) (18. Apr 2016).
- [55] F. J. Gruber und R. Joeckel, *Formelsammlung für das Vermessungswesen*. Wiesbaden: Vieweg + Teubner, 2011.
- [56] Bayerische Vermessungsverwaltung, *SAPOS Bayern*. Verfügbar unter: <https://sapos.bayern.de/> (23. Apr 2016).
- [57] Hokuyo Automatic Co. LTD, *UrgBenriPlus*: Hokuyo Automatic Co. LTD.
- [58] S. Fotiadis, *Matlab API for Hokuyo UTM-30LX-EW*. Verfügbar unter: <http://fotiad.is/blog/matlab-api-for-hokuyo-utm-30lx-ew/> (23. Apr 2016).
- [59] M. Patrzek, *Präzisionsmessungen von Referenzpunkten zur Validierung von Radarsatellitendaten* (deu) (13. Jun 2016).
- [60] K. Baldenhofer und N. Marschall, *Digitales Orthophoto - Lexikon der Fernerkundung*. Verfügbar unter: [http://www.fe-lexikon.info/lexikon-d.htm#digitales\\_orthophoto](http://www.fe-lexikon.info/lexikon-d.htm#digitales_orthophoto) (04. Jul 2016).

- [61] R. Müller, *Orthorektifizierung*. Verfügbar unter: [http://www.dlr.de/eoc/desktopdefault.aspx/tabid-6144/10056\\_read-20918/](http://www.dlr.de/eoc/desktopdefault.aspx/tabid-6144/10056_read-20918/) (26. Mai 2016).
- [62] P. Corke, *Robotics Toolbox for MATLAB: Release 9*. Verfügbar unter: <http://www.petercorke.com/RTB/robot.pdf> (29. Jan 2016).
- [63] The MathWorks GmbH, *MATLAB R2015b*. 85737 Ismaning, Germany, 2015.
- [64] J. Levinson, M. Montemerlo und S. Thrun, "Map-Based Precision Vehicle Localization in Urban Environments," in *Proceedings of Robotics: Science and Systems*, Atlanta, GA, USA, 2007.
- [65] The University of Melbourne, *ITS World Congress 2016: University Grand Challenge*. Verfügbar unter: <http://conference.eng.unimelb.edu.au/its-gc/#intro> (24. Jun 2016).

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Positionsbestimmung in der Ebene mit zwei Satelliten .....	14
Abbildung 2: Mehrwegeeffekt (Multipath) bei Satellitensignalen.....	16
Abbildung 3: Dreidimensionale Abbildung in einem Stereokamerasystem .....	17
Abbildung 4: Funktionsprinzip einer Time-of-Flight Kamera .....	17
Abbildung 5: einfaches Prinzip eines Laserscanners .....	18
Abbildung 6: Schematische Darstellung der SLAR Aufnahme .....	20
Abbildung 7: Wirkungsweise von Synthetic Aperture Radar (SAR) .....	21
Abbildung 8: Foreshortening (Verkürzung) .....	22
Abbildung 9: Layover (Umklappung) .....	23
Abbildung 10: Effekt des Schattenwurfs bei Radar.....	23
Abbildung 11: Rückstrahleffekt bei der Aufnahme von Radarbilder.....	24
Abbildung 12: Georeferenzierung von Rasterdaten.....	25
Abbildung 13: Beispiel eines World-Files .....	26
Abbildung 14: Bildkoordinatensystem im Weltkoordinatensystem.....	27
Abbildung 15: Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen zur Positionsbestimmung in der Ebene .....	30
Abbildung 16: Roboterpose in einem globalen Koordinatensystem.....	31
Abbildung 17: Monte Carlo Lokalisierung .....	34
Abbildung 18: Grundstruktur der Monte-Carlo Lokalisierung .....	35
Abbildung 19: Dichtefunktion der Normalverteilung .....	39
Abbildung 20: Wahrscheinlichkeiten der Normalverteilung.....	40
Abbildung 21: Bivariate Normalverteilungen.....	42
Abbildung 22: Hokuyo UTM-30LX-EW Laserscanner.....	43
Abbildung 23: Scanbereich des Hokuyo UTM-30LX-EW (Grundrissdarstellung) .....	45
Abbildung 24: Hokuyo LiDAR mit montierter GPS Antenne .....	46
Abbildung 25: statische Messung im Kreuzungsbereich .....	47
Abbildung 26: Einzelscan Hokuyo im Kreuzungsbereich.....	48
Abbildung 27: Luftbild der Claude-Dornier-Straße .....	49
Abbildung 28: mobiler Wagen im Testgebiet .....	50
Abbildung 29: DGPS-Messrahmenkonstruktion .....	51
Abbildung 30: schematische Skizze der Messrahmenkonstruktion .....	52
Abbildung 31: Initiale Partikelwolke .....	53

Abbildung 32: Visualisierung des Bewegungsmodells.....	55
Abbildung 33: Detailaufnahme eines Lichtmasts in 2 Meter Entfernung zum LiDAR Sensor .....	56
Abbildung 34: Prinzip Medianfilterung der Rohdaten.....	57
Abbildung 35: Visualisierung der Messungen mit initialer Partikelwolke.....	58
Abbildung 36: bivariate Normalverteilung der verwendeten Wahrscheinlichkeitsfunktion .....	60
Abbildung 37: getrennte Betrachtung der Wahrscheinlichkeitsfunktion für Entfernung und Winkel.....	61
Abbildung 38: vereinfachtes Prinzip des Resampling.....	62
Abbildung 39: Ergebnisdarstellung einiger Iterationen .....	64
Abbildung 40: grafische Darstellung der Streuung der Partikel (Standardabweichung) .....	65
Abbildung 41: Koordinatenabweichungen zur Referenztrajektorie .....	66
Abbildung 42: Übersicht und Vergleich der Trajektorien mit Fehlerellipsen der Partikel .....	67
Abbildung 43: Detailansicht Trajektorien (Gebiet 2) .....	68

## **Danksagung**

Mein erster Dank geht an Herrn Prof. Dr. Thomas Abmayr für die Betreuung der Arbeit seitens der Hochschule München. Die regelmäßigen Sitzungen gaben mir die Möglichkeit mein Vorgehen zu validieren und nützliche Hinweise und Anregungen zu bekommen.

Weiteren Dank geht an Herrn Hartmut Runge vom Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR). Sein Engagement und sein Motivationsvermögen im Bereich des autonomen Fahrens mit Hilfe von Fernerkundung war stets außerordentlich. All den Kollegen am Institut für Methodik der Fernerkundung des DLR möchte ich für die vielen Ideen, Vorschläge und der Unterstützung danken.

Ein ganz besonderer Dank geht an meine Familie. An meine Eltern Gaby und Klaus, die mich während des gesamten Studiums mental sowie finanziell tatkräftig unterstützt haben. Dieser Dank richtet sich auch an Sylvia und Andi.

Meiner Freundin Julia möchte ich für ihre zahlreichen Ideen, Innovationen und dem Korrekturlesen während der Endphase meiner Arbeit danken. Mit ihrer Fröhlichkeit war sie gleichzeitig Antrieb aber auch Muse für mich.

Meinen beiden Freunden Martin und Michi danke ich für die lange und spezielle Freundschaft, die für mich immer eine wohltuende Abwechslung zum Studium war.



## Erklärung

### ERKLÄRUNG

---

Gemäß § 15 Abs. 10 APO in Zusammenhang mit § 35 Abs. 7 RaPO

Name: Richter  
Vorname: David  
Geburtsdatum: 05. Oktober 1989  
Studiengang: Geomatik  
Studiengruppe: 3G  
Matrikel-Nummer: 98590214  
Kontakt: richter.dav@googlemail.com  
Sommersemester: 2016  
Betreuer/in: Prof. Dr. Thomas Abmayr

Hiermit erkläre ich, dass ich die Masterarbeit selbstständig verfasst, noch nicht anderweitig für Prüfungszwecke vorgelegt, keine anderen als die angegebenen Quellen oder Hilfsmittel benutzt, sowie wörtliche und sinngemäße Zitate als solche gekennzeichnet habe.

Weichs, den 7. Juli 2016



---

(David Richter)

# Anlagen

## Anlage 1: Datenblatt Scanning Laser Range Finder Hokuyo UTM-30LX-EW

Date: 2012.12.3

### Scanning Laser Range Finder UTM-30LX-EW Specification

$\triangle \times 1$	Correction of External Dimension representation	3	2012.12.3	KAMON	RS-0159
$\triangle \times 1$	The description of the Multiecho function was added.	6,7	2012.11.5	KAMON	RS-0147
$\triangle \times 1$	Electric cable connection is modified	4	2012.3.28	TAMAKI	RS-0052
$\triangle \times 2$	Error code table is added.	5,6	2011.11.25	TAMAKI	RS-0006
Symbol	Amendment Details	Amendment	Date	Amended by	Number
Approved by	Checked by	Drawn by	Designed by	<b>UTM-30LX-EW</b> Specification	
KAMITANI	UTSUGI	KAMON	KAMON		
Title				<b>C-42-3785</b>	
Drawing No.				1/7	

## 1. Introduction

### 1.1 Operation principles

The UTM-30LX-EW uses a laser source ( $\lambda=905\text{nm}$ ) to scan a  $270^\circ$  semicircular field (Figure 1). It measures the distance for each angular step to objects in its range. The measurement data along with its angular step are transmitted via a communication channel. The laser safety is class 1.

## 2. Diagram of Scanned Area

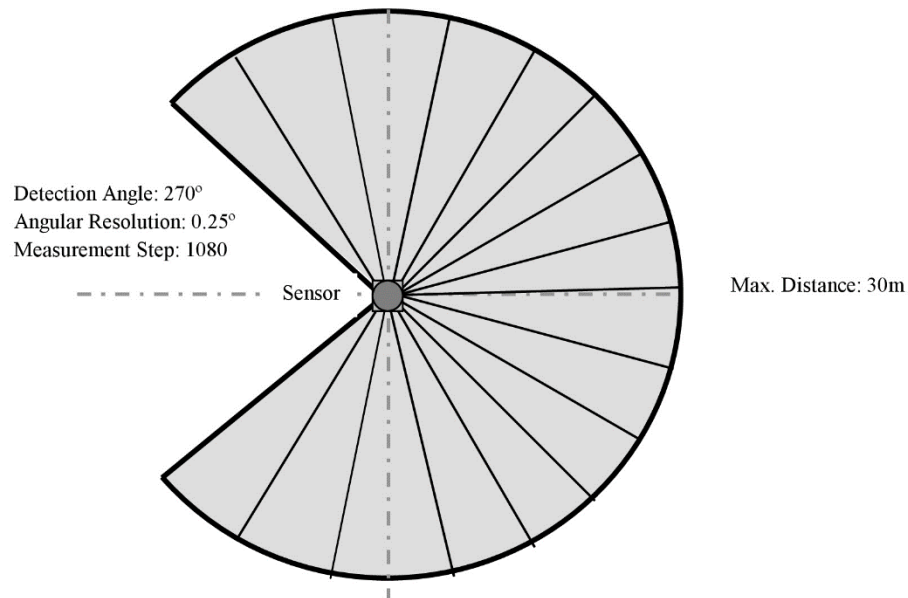



Figure 1

## 3. Important Notes

- This sensor is not a safety device/tool.
- This sensor is not for use in human detection.
- Hokuyo products are not developed and manufactured for use in weapons, equipment, or related technologies intended for destroying human lives or creating mass destruction. If such possibilities or usages are revealed, the sales of Hokuyo products to those customers might be halted by the laws of Japan such as Foreign Exchange Law, Foreign Trade Law or Export Trade Control Order. In addition, we will export Hokuyo products for the purpose of maintaining the global peace and security in accordance with the above laws of Japan
- Read specifications carefully before use.

Title	UTM-30LX-EW Specification	Drawing No	C-42-3785	2/7
-------	---------------------------	------------	-----------	-----

#### 4. Specifications

Product Name	Scanning Laser Range Finder
Model	UTM-30LX-EW
Light Source	Laser Semiconductor $\lambda = 905\text{nm}$ Laser Class 1
Supply Voltage	12VDC $\pm 10\%$
Supply Current	Max: 1A, Normal : 0.7A
Power Consumption	Less than 8W
Detection Range and Detection Object	Guaranteed Range: 0.1 ~ 30m (White Kent Sheet) * <sup>2</sup> Maximum Range : 0.1 ~ 60m Minimum detectable width at 10m : 130mm (Vary with distance)
Accuracy	0.1 – 10m : $\pm 30\text{mm}$ , 10 – 30m : $\pm 50\text{mm}$ (White Kent Sheet) * <sup>2</sup> Under 3000lx : White Kent Sheet: $\pm 30\text{mm}^{*1}$ (0.1m to 10m) Under 100000lx : White Kent Sheet: $\pm 50\text{mm}^{*1}$ (0.1m to 10m)
Measurement Resolution and Repeated Accuracy	1mm 0.1 – 10m : $\sigma < 10\text{mm}$ , 10 – 30m : $\sigma < 30\text{mm}$ (White Kent Sheet) * <sup>2</sup> Under 3000lx : $\sigma = 10\text{mm}^{*1}$ (White Kent Sheet up to 10m) Under 100000lx : $\sigma = 30\text{mm}^{*1}$ (White Kent Sheet up to 10m)
Scan Angle	270°
Angular Resolution	0.25° (360°/1440)
Scan Speed	25ms (Motor speed : 2400rpm)
Interface	Ethernet 100BASE-TX(Auto-negotiation)
Output	Synchronous Output 1- Point
LED Display	Green: Power supply. Red: Normal Operation (Continuous), Malfunction (Blink)
Ambient Condition (Temperature, Humidity)	-10°C ~ +50°C Less than 85%RH (Without Dew, Frost)
Storage Temperature	-25~75°C
Environmental Effect	Measured distance will be shorter than the actual distance under rain, snow and direct sunlight* <sup>2</sup> .
Vibration Resistance	10 ~ 55Hz Double amplitude 1.5mm in each X, Y, Z axis for 2hrs. 55 ~ 200Hz 98m/s <sup>2</sup> sweep of 2min in each X, Y, Z axis for 1hrs.
Impact Resistance	196m/s <sup>2</sup> In each X, Y, Z axis 10 times.
Protective Structure	Optics: IP67 (Except Ethernet connector)
Insulation Resistance	10MΩ DC500V Megger
Weight	210g (Without cable)
Case	Polycarbonate
External Dimension (W×D×H)	62mm×62mm×87.5mm  MC-40-3240

\*<sup>1</sup> Under Standard Test Condition (Accuracy can not be guaranteed under direct sunlight.)

\*<sup>2</sup> Indoor environment with less than 1000Lx.

Please perform necessary tests with the actual device in the working environment.

Use data filtering techniques to reduce the effect of water droplets when detecting objects under the rain.

#### 5. Quality Reference Value

Vibration resistance during operation	10~150Hz 19.6m/s <sup>2</sup> Sweep of 2min in each X,Y,Z axis for 30min
Impact resistance during operation	49m/s <sup>2</sup> X, Y,Z axis 10 times
Angular Speed	2π/s (1Hz)
Angular Acceleration	π/2rad/ s <sup>2</sup>
Life-span	5 Years (Varies with operating conditions)
Noise Level	Less than 25dB at 300 mm
Certification	FDA Approval (21 CFR part 1040.10 and 1040.11)

Title	UTM-30LX-EW Specification	Drawing No	C-42-3785	3/7
-------	---------------------------	------------	-----------	-----

## 6. Interface

### 6.1 Robot Cable 4 Pin

Color	Function
Brown	+12 V
Blue	0 V
Green	Synchronous Output

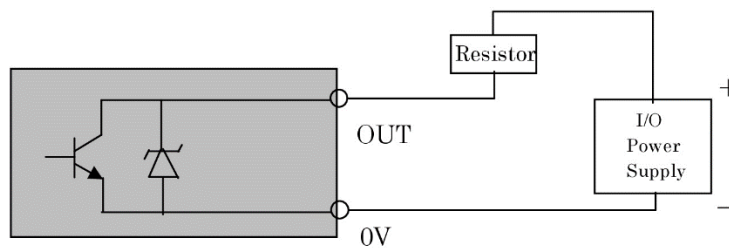
Note: 0 V of the power supply (Blue) and COM Output (0V) (White) are internally connected.

### 6.2 Ethernet Cable

**RJ-45 plug is attached to the cable. (Length: 300mm )**

This sensor is compatible with SCIP2.2 communication protocol standard.

### 6.3 Output Circuit Diagram



Rated power: 30V, 30mA (or less)

Note: Rated resistor should be used for the output.

Figure 2

Title	UTM-30LX-EW Specification	Drawing No	C-42-3785	4/7
-------	---------------------------	------------	-----------	-----

## 7. Control Signal

### Synchronous Output (UTM-30LX)

1 pulse is approximately 1 ms. Output signal Synchronization timing chart is shown below (Figure 3).

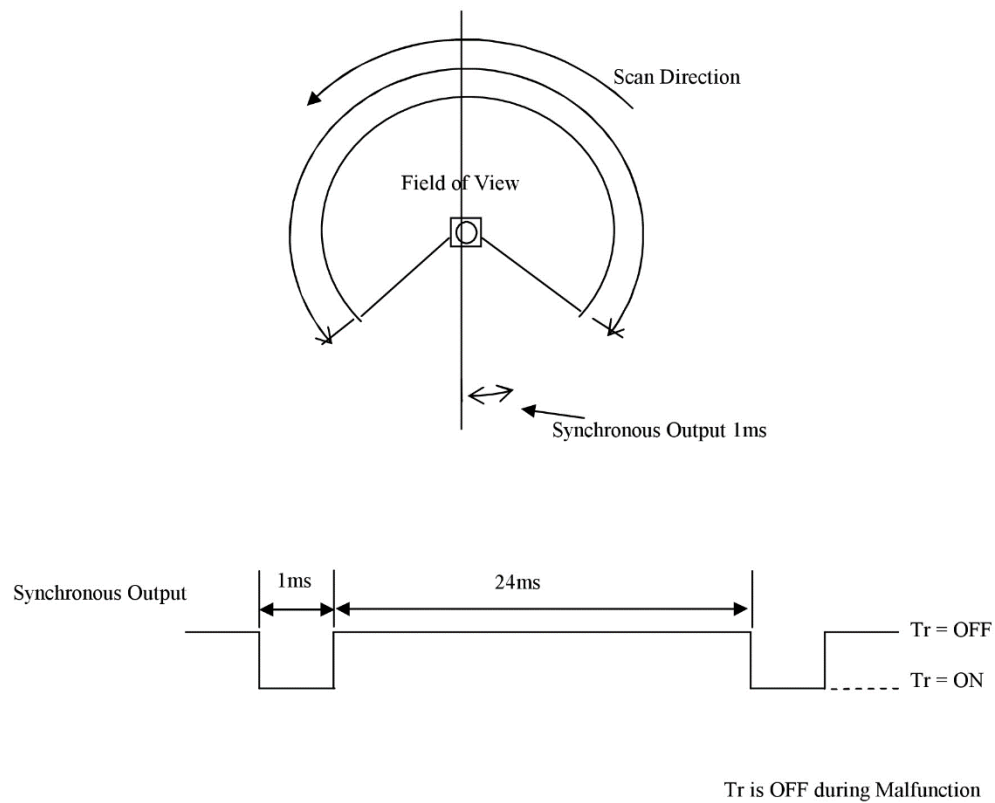


Figure 3

Title	UTM-30LX-EW Specification	Drawing No	C-42-3785	5/7
-------	---------------------------	------------	-----------	-----

## 8. Malfunction Output:

1. Laser malfunction: When the laser does not emit or exceeds safety class 1.
2. Motor malfunction: When the rotation speed differs from the default value ( $> 25$  ms).

Synchronous/Warning signal will be turned OFF when these malfunctions are detected. The motor and laser will also stop. The details of error can be obtained via communication.

[ Error code]

The cause of an error can be acquired from a "STAT" line of the "II" command response of the SCIP communications protocol. An error code and a solution acquired from a "STAT" line are as follows.

ID	Message	Meaning	Solution
000	no error.	Normal	No action is required
050	internal chip access failed.	Abnormal sensor processing system	Sensor has failed and needs to be repaired
100	Internal chip access failed.	Abnormal sensor processing system	
150	internal chip access failed.	Abnormal sensor processing system	
151	internal chip initialize failed.	Sensor processing system failed to initialize	
200	encoder error.	Encoder error	
250	motor startup failed.	Abnormality of the motor	Reduce the vibration and noise to the sensor
251	motor rotation error.	Motor rotation is not stable	
300	laser too high.	Abnormality of the laser light	
301	laser too low.	Abnormality of the laser light	Reduce the ambient light and noise to the sensor
302	laser no echo	Abnormality of the laser light	
303	measurement error.	The control process for measuring distance failed	Reduce the vibration and ambient light and noise to the sensor



[The meaning of the distance value]

The meaning of "x" distance value of each step is as follows.

Distance value "x"	Meaning
$x < 23$	Measurement error. The distance cannot be measured due to light interference or noise.
$23 \leq x < 60000$	Valid distance value [mm]
$60000 \leq x$	Object does not exist or the object has low reflectivity.



## 9. Multiecho Function

The sensor measures up to three echoes of reflection for each step (direction). Distance and intensity values of every echoes are obtained

Multiple echoes are produced by reflection on surface of transparent objects, reflection on objects' boundary and reflection from small particles such as rain drops, mist, dusts and fog.

This sensor feature of getting distance and intensity values of multiple reflections at the same direction is called Multiecho Function.

※ Two closely positioned objects or low reflectance objects may not produce multiple echoes, so that they are not detectable as separate ones.

Title	UTM-30LX-EW Specification	Drawing No	C-42-3785	6/7
-------	---------------------------	------------	-----------	-----

**9. Ethernet Settings****① Initial value**

IP address: 192.168.0.10

Port number: 10940

**② IP initialization**

Remove the rubber cap located at the side of the bottom cover of the sensor. Press and hold the switch inside this hole for more than two seconds in order to start the IP initialization process. Release the switch after the LED flashes in orange color. This indicates the restart of the sensor. Finally, please insert the rubber cap to its original position.

**10. Cautions**

The heat is generated as the internal circuit of the sensor runs at a very high speed. The generated heat is concentrated at the bottom of the sensor. Please mount a heat sink or any appropriate component to release the heat. An aluminum plate (200mm x 200mm x 2mm) is recommended as the heat sink.

Mutual Interference could occur when two or more identical sensors are mounted at the same detection plane. This is because the sensor could not identify the origin of the received laser pulses. It causes measurement error for one or two steps. Performing data filtering could overcome this problem.

Title	UTM-30LX-EW Specification	Drawing No	C-42-3785	7/7
-------	---------------------------	------------	-----------	-----



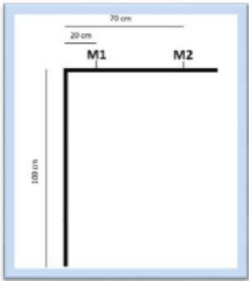


Anlage 2: Messergebnisse DGPS Messung Landmarken

Auszug der Messergebnisse aus  
Präzisionsmessungen von Referenzpunkten zur Validierung  
von Radarsatellitendaten  
Bestellung Nr. D/564/67218990

Dokumentation Messungen im Bereich Claude-Dornier-Straße,  
Oberpfaffenhofen  
(18.04.2015; 09.05.2015; 28.12.2015; 29.12.2015)  
(12.03.2016; 14.04.2016; 19.04.2016)

Koordinatenangaben: WGS 1984, UTM 32N Abbildung (EPSG: 32632), kartesisch, metrisch  
Angaben in Meter (sofern nicht anders angegeben)



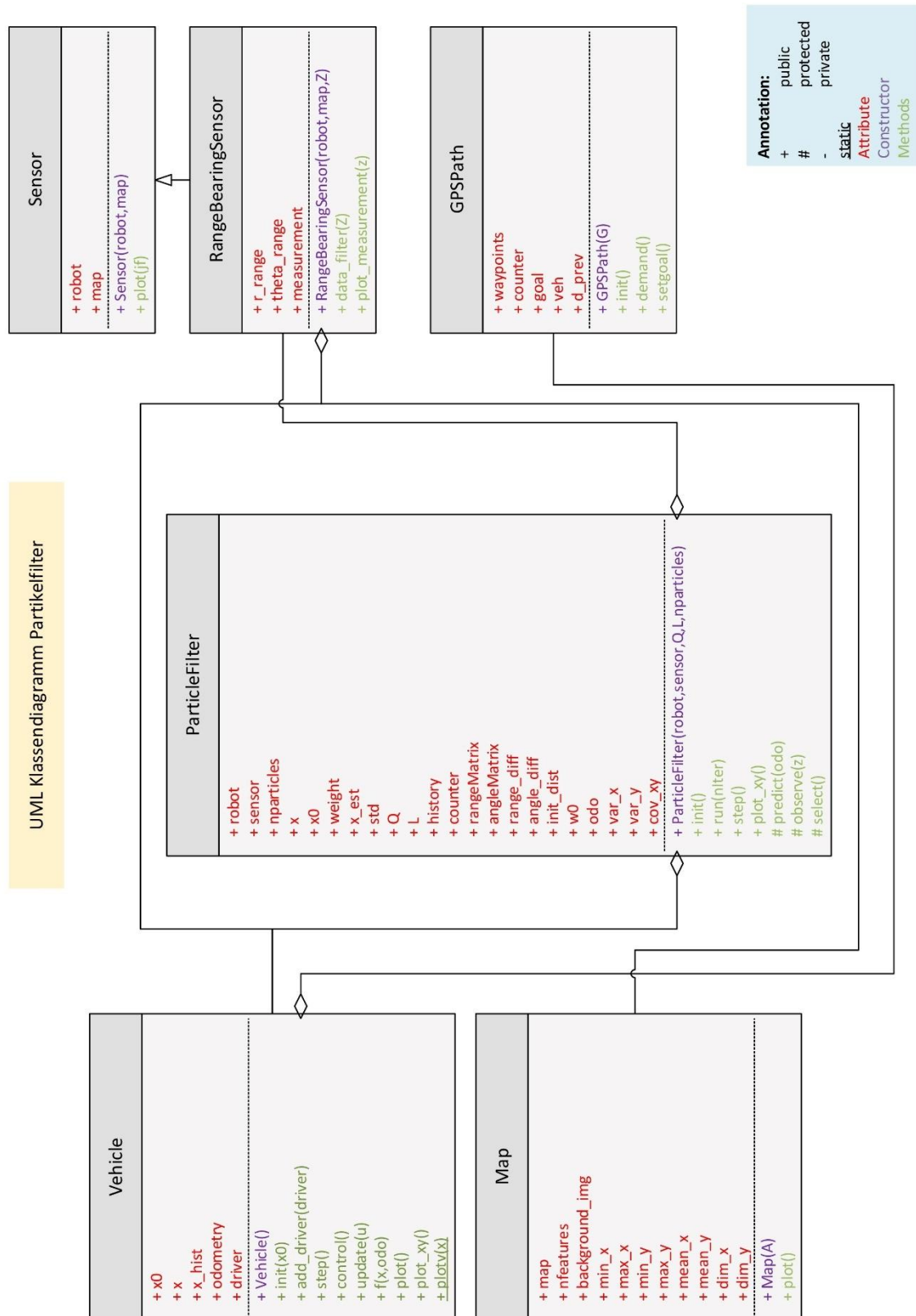
				extrapoliert - Masten außen		Messpunkte Rahmen (M1/M2)					Masten - Zentrum						M1 - M2			0,500		
Messobjekt	RiWi	Messdatum	RW	HW	PNr.	Mpunkt	RW	HW	Lagegenauigkeit	RW	HW	Durchmesser	Radius	Strecke Mexp	Abweichung Mexp	dRW	dHW	RiWi [gon]	Strecke M2-M1	Abweichung M2-M1	PNr.	LM
Lichtmast Kreisverkehr SE, Claude-Dornier-Straße	81°	28.12.2015	669932,3320	5328751,1814	0005	M1	669932,6900	5328751,1360	0,0200	669932,4134	5328751,1956	0,166	0,083	0,163	0,003	-0,5160	0,1110	313,4892	0,528	-0,028		1
Lichtmast Kreisverkehr SE, Claude-Dornier-Straße	279°	28.12.2015	669932,4945	5328751,1781	0006	M2	669933,2060	5328751,0250	0,0190													
Lichtmast Kreisverkehr NE, Claude-Dornier-Straße	279°	28.12.2015	669942,2730	5328774,5878	0010	M1	669941,8680	5328774,5560	0,0160	669942,1475	5328774,6007	0,166	0,083	0,208	-0,042	0,4820	0,0770	89,9151	0,488	0,012		2
Lichtmast Kreisverkehr NE, Claude-Dornier-Straße	81°	28.12.2015	669942,0655	5328774,5876	0011	M2	669941,3860	5328774,4790	0,0230													
Lichtmast DS2, Claude-Dornier-Straße	279°	29.12.2015	669829,8164	5328814,7084	0003	M1	669829,4250	5328814,6550	0,0170	669829,7130	5328814,6792	0,178	0,089	0,196	-0,018	0,4880	0,0410	94,6639	0,490	0,010		3
Lichtmast DS2, Claude-Dornier-Straße	81°	29.12.2015	669829,6243	5328814,6717	0004	M2	669828,9370	5328814,6140	0,0160													
Lichtmast DS1, Claude-Dornier-Straße	279°	29.12.2015	669798,1807	5328827,5677	0007	M1	669798,3780	5328827,5350	0,0170	669798,0929	5328827,5822	0,178	0,089	0,179	-0,001	-0,4950	0,0820	310,4511	0,502	-0,002		4
Lichtmast DS1, Claude-Dornier-Straße	81°	29.12.2015	669798,0018	5328827,5760	0008	M2	669798,8730	5328827,4530	0,0180													
Verkehrsschild 50 km/h + Privatstr., Claude-Dornier-Straße	81°	12.03.2016	669798,4754	5328809,3641	0012	M1	669798,2770	5328809,3390	0,0150	669798,5062	5328809,3680	0,062	0,031			0,4980	0,0630	91,9889	0,502	-0,002		5
					0011	M2	669797,7790	5328809,2760	0,0110													
Verkehrsschild Pfeil schräg nach rechts unten, Verkehrsinsel, Claude-Dornier-Straße		12.03.2016	669777,5860	5328825,6410					0,0120	669777,5860	5328825,6410	--										6
Lichtmast KE-2, Parkplatz nördlich Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669884,7346	5328876,8272						--		--										
Lichtmast KE-2, Parkplatz nördlich Claude-Dornier-Straße	279°	18.04.2015	669884,9166	5328876,8214																		
Lichtmast KE-1, Parkplatz nördlich Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669918,5314	5328867,9766						--		--										
Lichtmast KE-1, Parkplatz nördlich Claude-Dornier-Straße	279°	18.04.2015	669918,6950	5328868,0002																		
Lichtmast Single-Mast, Parkplatz nördlich Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669862,8030	5328809,3416	0011	M1	669863,3260	5328809,2990	0,0140	669863,0016	5328809,3782	0,280	0,140	0,335	-0,055	-0,4710	0,1150	315,2455	0,485	0,015		7
Lichtmast Single-Mast, Parkplatz nördlich Claude-Dornier-Straße	279°	18.04.2015	669863,1376	5328809,3450	0012	M2	669863,7970	5328809,1840	0,0180													
Lichtmast DS3, Claude-Dornier-Straße	279°	18.04.2015	669861,2466	5328802,2438	0015	M1	669860,8510	5328802,2150	0,0150	669861,1370	5328802,2528	0,180	0,090	0,199	-0,019	0,4920	0,0650	91,6378	0,496	0,004		8
Lichtmast DS3, Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669861,0478	5328802,2410	0016	M2	669860,3590	5328802,1500	0,0130													
Lichtmast DS4, Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669896,2016	5328788,3510	0019	M1	669896,5870	5328788,3010		669896,3043	5328788,3637	0,180	0,090	0,191	-0,011	-0,4870	0,1080	313,8932	0,499	0,001		9
Lichtmast DS4, Claude-Dornier-Straße	279°	18.04.2015	669896,3922	5328788,3442	0020	M2	669897,0740	5328788,1930	0,0150													
Lichtmast Kreisverkehr NW, Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669918,7780	5328783,3302	0023	M1	669919,1630	5328783,2890	0,0210	669918,8804	5328783,3460	0,180	0,090	0,191	-0,011	-0,4860	0,0980	312,6673	0,496	0,004		10
Lichtmast Kreisverkehr NW, Claude-Dornier-Straße	279°	18.04.2015	669918,9686	5328783,3282	0024	M2	669919,6490	5328783,1910	0,0220													
Lichtmast Kreisverkehr SW, Claude-Dornier-Straße	81°	18.04.2015	669910,0188	5328760,0016	0026	M1	669909,8240	5328759,9700	0,0200	669910,1076	5328760,0160	0,180	0,090			0,4870	0,0790	89,7621	0,493	0,007		11
					0025	M2	669909,3370	5328759,8910	0,0240													
VI-Lichtmast, Claude-Dornier-Straße	279°	09.05.2015	669769,2264	5328829,0606	0021	M1	669768,8360	5328829,0750	0,0230	669769,1176	5328829,0785	0,180	0,090	0,200	-0,020	0,4790	0,0060	99,2026	0,479	0,021		12
VI-Lichtmast, Claude-Dornier-Straße	81°	09.05.2015	669769,0276	5328829,0774	0022	M2	669768,3570	5328829,0690	0,0180													
VI-Vorfahrt Achten, Claude-Dornier-Straße	81°	09.05.2015	669770,1806	5328829,4620	0028	M1	669770,4870	5328829,4370	0,0180	669770,2648	5328829,4836	0,060	0,030	0,115	-0,055	-0,4820	0,1010	313,1497	0,492	0,008		13
VI-Vorfahrt Achten, Claude-Dornier-Straße	279°	09.05.2015	669770,2942	5328829,4774	0027	M2	669770,9690	5328829,3360	0,0190													
KV04 Verkehrsschild Pfeil schräg nach rechts unten, Verkehrsinsel KV, Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0009		669899,2012	5328778,0403	0,0120	669899,2012	5328778,0403	0,060	0,030									14
KV01 Straßenschild, Fuß-Radweg, Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0002	M2	669901,4028	5328769,0317	0,0150	669900,6806	5328769,1388	0,060	0,030			-0,49468	0,07339	309,3764	0,500	0,000		15
	--	14.04.2016			0003	M1	669900,9081	5328769,1051	0,0150													
KV02 Straßenschild, Vorfahrt achten & KV, Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0004	M2	669906,1179	5328766,7560	0,0190	669906,8338	5328766,8158	0,060	0,030			0,4867	0,04066	94,6939	0,488	0,012		16
	--	14.04.2016			0005	M1	669906,6046	5328766,7967	0,0120													
KV03 Straßenschild Claude-Dornier-Str., rechts fahren, Verkehrsinsel KV	--	14.04.2016			0008	M2	669911,7908	5328773,2818	0,0130	669911,0290	5328773,4642	0,060	0,030			-0,53815	0,12886	314,9621	0,553	-0,053		17
	--	14.04.2016			0007	M1	669911,2527	5328773,4107	0,0400													
KV05 Verkehrsschild Fuß-/Radweg, Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0011	M2	669906,5208	5328783,3600	0,0150	669905,8085	5328783,5021	0,060	0,030			-0,48677	0,09708	312,5321	0,496	0,004		18
	--	14.04.2016			0010	M1	669906,0341	5328783,4571	0,0190													
SM01 Masten Videokamera Parkplatz Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0013	M2	669892,1044	5328794,7815	0,0150	669892,8549	5328794,8802	0,143	0,072			0,48134	0,06327	91,6796	0,485	0,015		19
	--	14.04.2016			0012	M1	669892,5858	5328794,8448	0,0210													

Anlagen

KR01 Verkehrs-/Straßenschild Vorfahrt Achten, Claude-Dornier Str.	--	14.04.2016			0014	M2	669770,3540	5328840,2860	0,0200	669771,0620	5328840,4197	0,060	0,030		0,482	0,091	88,1207	0,491	0,009	20
	--	14.04.2016			0015	M1	669770,8360	5328840,3770	0,0330											
KR02 Ampel rechts b. Ausfahrt, Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0017	M2	669768,1810	5328841,5010	0,0210	669767,4491	5328841,6646	0,110	0,055		-0,483	0,108	314,0046	0,495	0,005	21
	--	14.04.2016			0016	M1	669767,6980	5328841,6090	0,0280											
KR03 Ampel auf Verkehrsinsel, Claude-Dornier-Str.	--	14.04.2016			0021	M2	669765,2240	5328832,2970	0,0200	669764,5036	5328832,4001	0,110	0,055		-0,4680	0,0670	309,0525	0,473	0,027	22
	--	14.04.2016			0020	M1	669764,7560	5328832,3640	0,0180											
Laterne Fuß-/ Radweg Richtung Unterführung	--	19.04.2016			0001	M2	669795,7952	5328837,7425	0,0150	669796,3177	5328837,1517	0,127	0,064		0,3440	-0,3889	153,8968	0,519	-0,019	23
	--	19.04.2016			0002	M1	669796,1392	5328837,3536	0,0210											
Laterne mit Schild bei Treppe	--	19.04.2016			0003	M2	669771,6376	5328851,0599	0,0300	669771,7165	5328850,3527	0,127	0,064		0,0487	-0,4365	192,9257	0,439	0,061	24
	--	19.04.2016			0004	M1	669771,6863	5328850,6235	0,0200											
Ampel Linksabbieger Kreuzung Richtung Claude-D.-Str.	--	19.04.2016			0005	M2	669763,2817	5328846,9091	0,0180	669762,5455	5328847,1607	0,108	0,054		-0,4959	0,1695	320,9646	0,524	-0,024	25
	--	19.04.2016			0006	M1	669762,7859	5328847,0785	0,0200											
Straßenschild Claude-D.-Str.	--	19.04.2016			0007	M2	669765,8486	5328820,6449	0,0230	669765,1160	5328820,8246	0,060	0,030		-0,4976	0,1221	315,3137	0,512	-0,012	26
	--	19.04.2016			0008	M1	669765,3511	5328820,7670	0,0350											
Fußgänger Ampel Claude-D.-Str.	--	19.04.2016			0009	M2	669760,8078	5328820,5886	0,0150	669760,9550	5328821,3469	0,110	0,055		0,0975	0,5022	12,2063	0,512	-0,012	27
	--	19.04.2016			0010	M1	669760,9053	5328821,0907	0,0100											
gr. Ampelmasten f. Kfz #1	--	19.04.2016			0011	M2	669757,5496	5328817,5608	0,0170	669756,8698	5328818,0603	0,277	0,139		-0,4046	0,2973	340,3438	0,502	-0,002	28
	--	19.04.2016			0012	M1	669757,1450	5328817,8581	0,0150											
gr. Ampelmasten f. Kfz #2	--	19.04.2016			0013	M2	669745,1529	5328852,4088	0,0200	669746,0018	5328852,3252	0,277	0,139		0,5121	-0,0504	106,2455	0,515	-0,015	29
	--	19.04.2016			0014	M1	669745,6649	5328852,3584	0,0230											

Lagegenauig.  
Mittelw.: 0,0189  
Stdabw.: 0,005722104

## Anlage 3: UML-Klassendiagramm Objektklassen



#### **Anlage 4: CD-ROM**

Die CD-ROM auf der letzten Umschlaginnenseite beinhaltet folgende Themen:

- Fassung der Arbeit im Original-Format (Word)
- Fassung der Arbeit im PDF-Format
- Erklärung zur selbstständigen Anfertigung der Arbeit
- Kurzfassung der Arbeit als extra DIN-A4-Blatt
- MATLAB® Programmcode mit Ergebnisdarstellungen
- Daten der in-situ Messungen